Niveau(x) d'enseignement: 0 Numéro EDUQ : 8270329
Centre d'intérêt: 08

Rhéaume, Denis, 1954-.

L'évaluation de l'imprévisibilité du patron de scores à l'échelle homogène, extension du concept de consistance interne / Denis Rhéaume. -- [Québec?] : D. Rhéaume, 1980.
i, 81 f. ; 28 cm.

Thèse (Ph. D.) -- Université Laval, Faculté des sciences de l'éducation. Bibliographie: f. 62-63.

Cote Dewey: 150.72/R469e Cote LC: BF/39

Descripteur(s): *Psychométrie *Instrument de mesure *Analyse statistique

Identificateur(s) de sujet: *Echelle homogène *Patron de scores *Coefficient alpha de Cronbach

Etude à caractère méthodologique, cette thèse de doctorat pose un problème de psychométrie relié à la contribution différentielle de chaque patron de scores à l'homogénéité d'une échelle. Son objectif principal est de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur du coefficient de consistance interne alpha de Cronbach. L'analyse en composantes principales est présentée comme la seule façon de procéder pour maximiser le coefficient alpha par pondération.

Cinq expériences avec des données numériques réelles ont été utilisées. Deux ont été faites à l'aide de l'échelle AFD (Attitude face à la drogue) auprès de 54 étudiants en éducation, en 1976, et elles portaient sur deux sous-ensembles de quinze items. Deux autres, réalisées en 1977 à l'aide du questionnaire de personnalité 16PF de Cattell, concernaient 115 étudiants en orientation et en service social de l'Université Laval; elles utilisaient les échelles A et Q4 du 16PF. Enfin, une enquête réalisée en 1971 auprès de 90 garçons de Secondaire III, à l'aide de l'échelle AE (Attitude face aux études) a été prise en considération.

L'étude a permis de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur coefficient alpha. Sur le plan individuel, un indice d'imprévisibilité associé au patron de scores considéré comme un tout dans un contexte d'échelle homogène a été proposé et sa validité a pu être vérifiée. Les expériences sont venues montrer par ailleurs que la pondération ne semblait pas permettre une augmentation sensible du coefficient alpha de Cronbach.

Type de document: r
Région(s) administrative(s): 03

Auteur de l'analyse: fr

EDUQ 8270328

E D U Q 8270328

FACULTE DES SCIENCES DE L'EDUCATION

THESE

PRESENTEE

A L'ECOLE DES GRADUES

DE L'UNIVERSITE LAVAL

POUR L'OBTENTION

DU GRADE DE PHILOSOPHIAE DOCTOR (PH.D.)

PAR

DENIS RHEAUME

MAITRE ES ARTS (M.A.)

DE L'UNIVERSITE LAVAL

L'EVALUATION DE L'IMPREVISIBILITE DU PATRON DE SCORES A L'ECHELLE HOMOGENE : EXTENSION DU CONCEPT DE CONSISTANCE INTERNE

MARS 1980

REMERCIEMENTS

Je désire d'abord remercier mon directeur de recherche, le docteur François A. Dupuis. Ses nombreux conseils et son souci particulier de la qualité ont grandement influencé la production de cette thèse.

La rédaction de ces remerciements d'usage m'amène à réaliser que les enseignements de François Dupuis, particulièrement durant mes études graduées, auront eu un impact considérable sur mon cheminement personnel. C'est en effet, de façon agréable et sous sa direction, que j'ai acquis un goût précieux pour l'analyse multivariée et des bases solides qui m'ont permis, je l'espère, de faire quelques pas seul.

C'est également avec plaisir que je remercie le docteur Jean-Jacques Bernier pour avoir agi à titre de conseiller auprès de mon directeur de recherche et comme pré-lecteur. Ses conseils furent appréciés d'une façon particulière pour la rédaction de la thèse.

Je ne peux m'empêcher de profiter de l'occasion pour remercier le docteur Bernier pour la grande confiance qu'il m'a témoigné durant toute mes études graduées. Ses appuis ont contribué à rendre mon séjour au Département de Mesure et Evaluation enrichissant.

D.R.

RESUME DE LA THESE

Cette étude à caractère méthodologique pose un problème relié à la contribution différentielle de chaque patron de scores à l'homogénéité d'une échelle.

Le premier objectif de cette étude est de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur du coefficient de consistance interne alpha de Cronbach. Après avoir montré que l'imprévisibilité peut occuper une place importante, il s'agit de proposer une façon d'obtenir un indice d'imprévisibilité associé au patron considéré comme un tout dans un contexte d'échelle homogène. C'est par le biais de cet indice qu'est envisagé le problème de la contribution différentielle de chaque patron à l'homogénéité d'une échelle.

Cinq expériences avec des données numériques réelles viennent montrer que l'imprévisibilité peut effectivement occuper une place importante et militer en faveur de l'indice d'imprévisibilité qui est proposé.

Un indice d'imprévisibilité élevé devrait susciter de la méfiance à l'égard du score à l'échelle homogène qui lui est associé. D'une certaine façon, certains patrons de scores deviennent associables à une consistance interne passablement faible.

Même si cette étude est centrée sur la mesure de l'imprévisibilité, elle fait l'objet de deux objectifs secondaires. Premièrement, l'analyse en composantes principales est présentée comme la seule façon de procéder pour maximiser le coefficient alpha par pondération. Enfin, cette recherche met en évidence les avantages et les caractéristiques d'une analyse en composantes principales effectuée à partir d'une matrice de corrélations où préalablement tous les scores ont été ajustés pour leur degré d'imprévisibilité.

Denis RHEAUME
étudiant gradué

François A. DUPUIS
directeur de thèse

TABLE DES MATIERES

Liste des tableaux i

CHAPITRE I : PRESENTATION DE L'ETUDE

a) Position du problème de l'imprévisibilité 1

b) Le concept d'échelle homogène 6

c) Moyenne et variance d'une combinaison linéaire 8

d) La mesure du degré d'homogénéité d'une échelle 10

e) Revue de la littérature 13

CHAPITRE II : APPROCHE DU PROBLEME

a) Maximalisation du coefficient alpha par pondération 17

b) L'imprévisibilité des scores à l'échelle homogène et la consistance interne 22

c) Commentaires sur la matrice des scores prédits 26

d) Analyse en composantes principales à partir des scores prédits 28

e) Opérationalisation d'un indice d'imprévisibilité 33

CHAPITRE III : EXPERIENCES REALISEES

a) La validité de l'indice d'imprévisibilité proposé 35

b) Fonctions des expériences dans cette étude 39

c) La différence entre deux coefficients alpha 40

d) Déroulement d'une expérience et observations effectuées . 41

e) Les expériences elles-mêmes 45

f) Analyse globale des expériences 50

CHAPITRE IV : CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

a) Principaux éléments à retenir de cette étude 56

b) Portée de l'étude 57

c) Suggestions pour des recherches ultérieures 59

Liste de références 62

APPENDICE A : MATRICES DE DONNEES UTILISEES POUR LES EXPERIENCES 64

APPENDICE B : LES ECHELLES AE ET AFD 73

LISTE DES TABLEAUX

2.1 PRINCIPAUX COEFFICIENTS DE CONSISTANCE INTERNE 32

3.1 LEGENDE DES COEFFICIENTS DE CONSISTANCE INTERNE CALCULES POUR CHAQUE EXPERIENCE 42

3.2 DESCRIPTION DES CINQ MATRICES UTILISEES POUR LES EXPERIENCES 47

3.3 RESULTATS PRINCIPAUX DES CINQ EXPERIENCES 48

3.4 VERIFICATION DE L'INEQUATION DE VALIDITE 49

3.5 POURCENTAGE DE VARIANCE EXPLIQUEE PAR LA PREMIERE COMPOSANTE: SCORES OBSERVES VERSUS SCORES PREDITS 52

3.6 L'INDICE D'IMPREVISIBILITE DANS LE CAS DE L'EXPERIENCE A 55

CHAPITRE I : PRESENTATION DE L'ETUDE

a) Position du problème de l'imprévisibilité

Le coefficient de consistance interne alpha de Cronbach est probablement le plus utilisé pour évaluer l'homogénéité d'une échelle. Ce coefficient alpha est un des guides pour la sélection et la pondération des items. Plus encore, ce coefficient alpha demeure souvent le meilleur critère pour évaluer le degré d'homogénéité d'une échelle.

De façon générale, le coefficient alpha est calculé pour un groupe de sujets considéré comme formant un tout. Il arrive cependant que le psychométricien pousse plus loin son analyse en calculant un coefficient alpha pour différents sous-ensembles d'individus. On peut penser au cas où le coefficient alpha est calculé pour des groupes composés d'individus du même sexe ou du même niveau scolaire. Ces coefficients associés à des sous-ensembles d'individus pourraient éventuellement permettre d'identifier des groupes de sujets bien définis pour lesquels l'échelle semble moins homogène.

Dans la pratique, les coefficients alpha calculés pour des sous-ensembles d'individus ne montrent que rarement des différences importantes et sont par conséquent peu révélateurs. C'est en partie ce qui fait, selon nous, qu'une telle approche n'est pas tellement répandue. Les variables de classification usuelles semblent avoir bien peu à voir avec le degré de consistance interne d'une échelle homogène. En effet, si les groupes présentent des degrés de variabilité semblables, les chances pour que l'échelle conduise au même degré d'homogénéité sont grandes (Lord and Novick, 1968) .

Plusieurs facteurs peuvent restreindre la valeur du coefficient alpha et souvent même l'empêcher d'atteindre un niveau qui sera jugé acceptable. Mentionnons ici les facteurs qui sont les plus évidents :

- certains items ne devraient pas faire partie de l'échelle homogène qui est concernée ;
- une pondération des items ou variables qui ne soit pas la meilleure ;
- un nombre trop restreint de variables ;
- le manque d'association entre les variables considérées a priori .

Tous ces facteurs sont des réalités bien connues en psychométrie et face auxquelles on est plus ou moins limité. Il faut néanmoins remarquer une caractéristique commune de ces quatre facteurs : ils sont liés à une considération globale de l'ensemble des individus et font abstraction de la part différentielle possible de chaque patron de scores.

Même si, comme nous l'avons mentionné, la considération de plusieurs sous-ensembles de sujets ne semble pas conduire à des coefficients alpha qui varient sensiblement, nous croyons qu'il devrait être possible de mesurer pour chaque patron de scores, et non plus pour un sous-ensemble de patrons, jusqu'à quel point il influence le coefficient alpha associé à une échelle homogène. Même s'il n'est pas question traditionnellement d'étudier la contribution différentielle des répondants à l'homogénéité, il semble plausible de croire que pour un groupe donné, le comportement de chaque individu exerce une influence variable sur l'homogénéité du test.

Cette étude se veut donc une occasion de considérer un nouveau facteur qui pourrait être de nature lui aussi à restreindre la valeur du coefficient alpha et qui aurait comme atout de permettre un examen de la contribution différentielle de chacun des patrons. Nous accorderons une attention toute particulière à l'imprévisibilité des scores qui servent à calculer le score à l'échelle homogène pour un individu donné.

Un score à une échelle homogène sera envisagé comme une combinaison linéaire de scores-types* à plusieurs variables; c'est cet ensemble de scores-types que nous appelons ici patron de scores.

Chaque score-type d'un individu comporte une part d'imprévisibilité plus ou moins considérable. Evidemment, le degré d'imprévisibilité doit être défini en regard de variables prédictrices. La part d'imprévisibilité peut être calculée à l'aide de la régression multiple linéaire en se servant des autres variables du patron comme variables indépendantes. C'est de cette façon que nous définissons opérationnellement l'imprévisibilité d'un score-type. Un score-type sera évidemment jugé plus imprévisible si la valeur que l'on observe s'éloigne de la valeur à laquelle on était en droit de s'attendre compte tenu des informations dont on disposait.

Nous avons pensé que l'imprévisibilité des scores composant le patron pourrait être un facteur ayant de bonnes chances de venir restreindre ou affaiblir la valeur du coefficient de consistance interne alpha de Cronbach.

Le premier objectif de cette étude est donc de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur du coefficient alpha.

Chaque score-type sera ajusté pour son degré d'imprévisibilité c'est-à-dire remplacé par un score prédit à partir de tous les autres scores disponibles. Si notre prétention s'avère juste, le coefficient alpha calculé à partir des scores prédits devrait être sensiblement supérieur à celui qui est usuellement obtenu à partir des scores-types originaux.

Nous n'entendons pas, par ailleurs, nous limiter à montrer que l'imprévisibilité est un facteur de nature à affaiblir la valeur du coefficient alpha. Nous accordons beaucoup d'intérêt à la possibilité d'étudier la

---

* $z = \frac{X - \bar{X}}{s_x}$

tendance différentielle de chaque individu à restreindre la valeur du coefficient alpha. Notre deuxième objectif va donc consister à proposer une façon d'obtenir un indice d'imprévisibilité associé au patron considéré comme formant un tout dans un contexte d'échelle homogène. La mesure de l'imprévisibilité au niveau de chaque score du patron devrait permettre d'aboutir à un indice d'imprévisibilité pour tout le patron. C'est par le biais de cet indice d'imprévisibilité que nous entendons envisager la tendance différentielle de chaque patron de scores à restreindre ou à affaiblir la valeur du coefficient alpha.

Si le coefficient alpha associé aux scores prédits est sensiblement supérieur au coefficient alpha associé aux scores originaux, ce nouveau coefficient alpha servira de point de repère pour définir l'indice d'imprévisibilité au niveau individuel, qui sera en fait le degré de nuisance à l'obtention d'un tel coefficient ajusté.

Puisque les scores d'un sujet comportent toujours une part d'imprévisibilité qui varie en importance, tous les sujets seront considérés comme affaiblissant à des degrés divers la consistance interne.

Même si toute notre démarche était centrée sur la mesure de l'imprévisibilité, nous avons dû accorder beaucoup d'attention à certaines réalités statistiques qui ont pris assez d'importance pour faire l'objet de deux objectifs que l'on pourrait qualifier de secondaires. Premièrement, nous entendons présenter l'analyse en composantes principales comme étant la seule façon de procéder pour obtenir des poids qui vont permettre de maximiser le coefficient alpha par pondération. Enfin, le deuxième objectif secondaire consiste à mettre en évidence les avantages et les caractéristiques d'une analyse en composantes principales effectuée à partir d'une matrice des corrélations entre les variables ajustées pour leur degré d'imprévisibilité.

Même si dans l'esprit du lecteur, il doit exister une relation étroite entre le concept de précision emprunté à la théorie classique des tests et le coefficient alpha de Cronbach, il convient de souligner que

cette étude ne met pas l'accent sur le concept de précision mais plutôt sur l'indice numérique qu'est le coefficient alpha. Ce coefficient retient notre attention parce qu'il est à la base de nombreuses décisions relatives à l'homogénéité d'une échelle. Cette thèse se veut une occasion de développer un outil statistique qui permettra de pousser plus loin l'examen de la consistance interne d'une échelle homogène.

Traditionnellement, on s'est intéressé à la contribution de chaque variable ou item à la consistance interne d'une échelle homogène. Dans le cas de la présente recherche, les efforts seront centrés sur la contribution différentielle de chaque individu. Il faut cependant préciser que cette analyse n'a pas comme objectif de rejeter des individus dans le but d'augmenter la valeur du coefficient alpha mais plutôt de mesurer l'imprévisibilité au niveau individuel.

Même s'il s'agit d'un concept assez bien connu en psychométrie, nous profiterons de la prochaine section pour expliquer en quoi consiste l'échelle homogène.

b) Le concept d'échelle homogène

Le concept d'échelle homogène ne nous est en rien personnel. Le lecteur pourrait trouver dans des ouvrages de base en psychométrie les principes généraux de cette approche (Nunnally, 1978; Edwards, 1970 ; Lord and Novick, 1968) . Certains auteurs comme Edwards aiment également parler d'échelle rationnelle pour désigner ce que nous appelons échelle homogène.

De façon mathématique, le score à l'échelle homogène peut d'abord ici être envisagé comme une combinaison linéaire des scores à plusieurs variables.

La construction d'une échelle homogène est envisagée lorsqu'il n'est pas possible de trouver une seule variable qui mesure de façon satisfaisante le construit qui intéresse le chercheur. La construction de l'échelle homogène ne saurait donc pas être centrée sur la prédiction d'une variable servant de critère. Celui qui construit une échelle homogène doit trouver plusieurs variables qui, selon son jugement et sa compréhension du construit, se rapprochent à des degrés divers de ce qu'il veut mesurer. Ce qu'il souhaite mesurer, ce n'est surtout pas ce qui fait que les variables se distinguent les unes des autres mais précisément ce qui fait qu'elles ont tendance à se ressembler passablement . C'est d'ailleurs ce qui amène à parler d'échelle homogène. Les variables impliquées dans une échelle homogène devront présenter des corrélations satisfaisantes.

Bien que cette caractéristique ne soit pas spécifique à l'échelle homogène, il est bon de mentionner que le score à une telle échelle sera jugé plus pertinent, plus convenable, plus avantageux que le score à chacune des variables qui compose l'échelle homogène; le score à l'échelle homogène s'apparente normalement plus à ce que l'on veut mesurer que les scores aux variables prises séparément. C'est cette caractéristique du score à l'échelle qui rendra justifiable la construction d'une échelle homogène. La sélection des items et la pondération des items retenus auront comme objectif unique d'accroître la pertinence du score à l'échelle, score provenant d'une combinaison linéaire de plusieurs variables.

L'échelle homogène étant perçue avant tout comme une combinaison linéaire de plusieurs variables, nous utiliserons la prochaine section pour rappeler certaines propriétés qui touchent la moyenne et la variance du score résultant d'une combinaison linéaire.

c) Moyenne et variance d'une combinaison linéaire

Cette section a comme objectif de rappeler quelques propriétés relatives à la moyenne et à la variance d'une combinaison linéaire. Il s'agit de propriétés qui seront exploitées plus loin.

Soit une combinaison linéaire de scores bruts ayant la forme suivante:

$$Y = w_1 X_1 + w_2 X_2 + \ldots + w_p X_p \qquad (1.1)$$

où Y représente le score obtenu par une combinaison linéaire de p scores bruts;

w_i représente le poids attribué à la variable i;

X_i représente le score brut à la variable i .

On pourrait démontrer (Tatsuoka, 1971) que la moyenne et la variance des scores Y peuvent être obtenues à l'aide des équations suivantes :

$$E(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i \, E(X_i) \qquad (1.2)$$

$$Var(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i^2 \, Var(X_i) + \sum_{\substack{i=1 \\ (i \neq j)}}^{p} \sum_{j=1}^{p} w_i \, w_j \, Cov(X_i, X_j) \qquad (1.3)$$

Dans le cas où le score Y provient d'une combinaison linéaire de scores-types, lesquels ont une moyenne de 0 et une variance de 1, la combinaison linéaire peut s'écrire comme suit :

$$Y = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \ldots + w_p z_p \qquad (1.4)$$

Dans ces conditions, le calcul de la moyenne et de la variance devient quelque peu simplifié :

$$E(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i \; E(z_i) = 0 \qquad (1.5)$$

$$Var(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i^2 \; Var(z_i) + \sum_{\substack{i=1 \\ (i \neq j)}}^{p} \sum_{j=1}^{p} w_i w_j \; Cov(z_i, z_j)$$

$$= \sum_{i=1}^{p} w_i^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ (i \neq j)}}^{p} \sum_{j=1}^{p} w_i w_j \; r_{ij} \qquad (1.6)$$

où r_{ij} représente la corrélation entre la variable i et la variable j

Considérons maintenant un cas particulier du cas présenté ci-haut. Qu'advient-il de la variance si tous les scores-types reçoivent un poids égal à 1 ? En fait, le calcul est à nouveau simplifié comme on peut le voir à l'aide des équations qui suivent :

$$Var(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ (i \neq j)}}^{p} \sum_{j=1}^{p} w_i w_j \; r_{ij} \qquad (1.7)$$

$$= p + \sum_{\substack{i=1 \\ (i \neq j)}}^{p} \sum_{j=1}^{p} r_{ij} \qquad (1.8)$$

Ce dernier cas représente la situation où l'échelle homogène provient de plusieurs variables ou items qui reçoivent la même importance a priori.

d) La mesure du degré d'homogénéité d'une échelle

En fait, tout indice numérique qui aurait comme but d'indiquer si un ensemble de variables ont plus ou moins tendance à se ressembler pourrait servir pour la mesure de l'homogénéité d'une échelle. Dans le cadre de la présente étude, notre attention se limite au coefficient alpha de Cronbach d'une part parce qu'il est le plus utilisé en psychométrie pour juger de l'homogénéité d'une échelle et d'autre part, parce que nous avions le goût d'approfondir la nature de cet outil statistique répandu. Mentionnons qu'il existe dans la littérature en psychométrie d'autres méthodes également assez connues pour estimer la consistance interne comme par exemple la méthode de la division du test en deux moitiés , les indices Kuder-Richardson et la méthode de Guttman.

Même s'il s'agit d'un indice fréquemment présenté dans la littérature de base en mesure et évaluation (Lord and Novick, 1968 ; Edwards, 1970 ; Nunnally, 1978), nous présenterons ici en quelques lignes le coefficient alpha. Soulignons d'abord qu'il s'agit d'un coefficient qui est très intimement relié à la composition de la variance des scores résultant d'une combinaison linéaire.

Nous avons mentionné à la section précédente qu'il était possible d'envisager trois situations relatives à la variance d'une combinaison linéaire : la combinaison linéaire associée à des scores bruts pondérés, la combinaison linéaire associée à des scores-types pondérés et le cas particulier où la combinaison linéaire est une simple addition de scores-types.

Une formule différente pour chacune des trois situations doit être considérée pour l'obtention du coefficient alpha. Présentons chacune d'elles ; nous attirerons ensuite l'attention sur certaines caractéristiques intéressantes du coefficient alpha de Cronbach.

Si le score Y provient d'une combinaison linéaire de p scores bruts, on a alors besoin de l'équation suivante pour calculer le coefficient alpha :

$$\alpha = \frac{p}{p-1}\left[\frac{\sum_{\substack{i=1 \\ (i\neq j)}}^{p}\sum_{j=1}^{p} w_i\, w_j\, \mathrm{Cov}(X_i, X_j)}{\mathrm{Var}(Y)^{*}}\right] \qquad (1.9)$$

Par contre, si le score Y provient d'une combinaison linéaire de p scores-types, la formule 1.9 doit être modifiée en conséquence et prendre la forme suivante :

$$\alpha = \frac{p}{p-1}\left[\frac{\sum_{\substack{i=1 \\ (i\neq j)}}^{p}\sum_{j=1}^{p} w_i\, w_j\, r_{ij}}{\mathrm{Var}(Y)^{**}}\right] \qquad (1.10)$$

Enfin, si le score Y provient d'une combinaison linéaire de p scores-types qui recoivent tous un poids égal de 1, la formule 1.10 peut être simplifiée et devient :

$$\alpha = \frac{p}{p-1}\left[\frac{\sum_{\substack{i=1 \\ (i\neq j)}}^{p}\sum_{j=1}^{p} r_{ij}}{\mathrm{Var}(Y)^{***}}\right] \qquad (1.11)$$

Cette dernière équation est celle que l'on doit utiliser si l'on considère une échelle homogène où toutes les variables recoivent la même importance. La formule 1.11 laisse bien voir que le coefficient alpha peut alors être calculé à partir de la matrice de corrélations .

---

* telle que définie par l'équation 1.3
** telle que définie par l'équation 1.6
*** telle que définie par l'équation 1.8

Les trois équations pour l'obtention d'un indice alpha permettent de constater que ce coefficient est avant tout basé sur la proportion de la variance d'une combinaison linéaire qui est expliquée par les éléments de covariance ou de corrélation . Les trois équations proviennent respectivement des formules 1.3 1.6 et 1.8 qui examinaient la composition de la variance dans trois situations.

La proportion de base du coefficient alpha est toujours ajustée par un facteur de correction, soit (p/(p-1)) qui a comme rôle de permettre au coefficient alpha d'atteindre une valeur de 1 s'il existe des corrélations parfaites entre toutes les variables contenues dans l'échelle.

Souvent en psychométrie, le coefficient alpha est calculé en utilisant la formule 1.9 ou une formule algébriquement équivalente et en supposant que tous les scores bruts recoivent un poids égal de 1 . Une telle application comporte cependant une faiblesse majeure qui parfois pourrait conduire à un coefficient alpha biaisé; cela signifie en effet que l'on choisit d'accorder plus d'importance aux variables ayant une plus grande variance et une importance moindre à celles dont la variabilité est plus faible. En principe, il doit être recommandé d'accorder la même importance à toutes les variables à moins d'avoir des raisons sérieuses de procéder autrement. Dans cet esprit, la formule 1.11 est certes celle qui convient le mieux.

e) Revue de la littérature

Notre étude nous amène à nous interroger sur le degré de confiance qui peut être accordé à des scores individuels en psychométrie. En fait, nous sommes loin d'être les premiers à nous intéresser à de telles questions. Plusieurs ouvrages en mesure et évaluation, et plus spécifiquement en psychométrie, traitent de problèmes s'apparentant à la confiance à accorder à des résultats de tests (Nunnally, 1978 ; Wiggins, 1973 ; Edwards, 1970 ; Rhéaume, 1977). Dans ce domaine, le problème le plus étudié demeure certes celui de la désirabilité sociale, c'est-à-dire la tendance plus ou moins consciente à répondre aux items d'un test dans le but de donner une image plutôt bonne. Nous nous sommes nous-mêmes intéressés au problème de la désirabilité sociale au questionnaire de personnalité 16PF (Rhéaume, 1977). A l'opposé de la désirabilité sociale, on a aussi déjà tenté de mesurer la tendance des répondants à utiliser le test pour donner une mauvaise image .

Des recherches ont également tenté de montrer que certains sujets pouvaient avoir tendance à répondre de façon affirmative devant des énoncés et ce, en partie sans égard au contenu. Cette tendance est généralement désignée par le mot "acquiescence" dans la littérature de langue anglaise (Edwards, 1970).

Bien que cela ne semble pas se faire souvent, il est possible de vérifier si le sujet répond de la même façon à un item qui revient plus d'une fois dans un test. Evidemment, le sujet qui se contredit trop souvent suscite la méfiance ; on peut penser qu'il répond au hasard, trop vite ou bien encore qu'il cherche à confondre le correcteur.

Mentionnons enfin la tendance à répondre d'une façon particulièrement improbable à des items. Des scores élevés à une échelle construite selon ce principe pourraient confirmer une tendance à répondre au hasard, une certaine systématisation des réponses ou tout simplement une tendance à vouloir créer de la confusion. (Nunnally, 1978)

Il faut retenir des approches mentionnées ci-haut qu'elles requièrent souvent la construction d'échelles parrallèles ; sur le plan pratique, il s'agit d'une contrainte non négligeable dans bien des cas. De plus, souvent la confiance à accorder aux résultats psychométriques n'est pas basée sur les informations qui composent les résultats psychométriques mais sur des informations supplémentaires.

De toute façon, en étudiant l'imprévisibilité, nous avons délibérément voulu privilégier une approche passablement globale du problème de la validité des réponses individuelles. Nous n'avons pas l'intention d'identifier a priori ou a postériori les facteurs d'imprévisibilité; nous préférons nous contenter d'identifier l'imprévisibilité.

Notre prétention se limite à considérer que certaines variables contenues dans des échelles homogènes ne mesurent pas nécessairement la même chose chez tous les individus d'un groupe donné et qu'il est possible de relier cette situation à la consistance interne de l'échelle homogène.

Il est peut-être bon de voir que l'indice d'imprévisibilité que nous proposerons se distinguera des approches mentionnées précédemment par les caractéristiques suivantes :

1- Il est calculé à partir du patron de scores composant l'échelle homogène.

2- Il est lié de façon logique et mathématique au concept de consistance interne défini par le coefficient alpha.

3- Il vise à tenir compte globalement de plusieurs sources pouvant venir affaiblir le coefficient alpha sans devoir identifier celles-ci.

4- Il permet de faire entrer en ligne de compte un fait qui nous apparaît a priori certain : un item donné ne mesure pas nécessairement la même chose chez tous les individus.

Mentionnons maintenant les travaux récents de Levine et Rubin (1979) qui s'intéressent à la possibilité d'utiliser le patron des réussites et des échecs aux items d'un test d'habileté à choix multiple pour décider si oui ou non le score au test est une mesure appropriée de l'habileté que l'on voulait mesurer. Ces auteurs ne parlent pas d'imprévisibilité mais utilisent un terme anglais qui traduit bien leur pensée soit le mot "appropriateness". Quelques indices sont proposés et utilisés dans un contexte de simulation. Même si à première vue, il existe une relation entre leur approche et notre problème d'imprévisibilité, il faut insister sur deux distinctions majeures. D'une part, leur préoccupation est essentiellement centrée sur la mesure d'une habileté et s'éloigne passablement du contexte de l'échelle homogène qui joue un rôle déterminant dans la présente recherche. D'autre part, les auteurs admettent ne pas tenir compte des interrelations entre les items du test. Ils concluent en posant plusieurs questions et en reconnaissant qu'il s'agit d'un riche et fertile domaine pour des recherches ultérieures. Nos travaux ne se situent pas dans la même perspective que Rubin et Levine (1979) mais il faut admettre que leur idée de base qui consiste à se servir du patron de scores pour déterminer le degré de confiance à accorder à un score total rappelle notre préoccupation initiale.

CHAPITRE II : APPROCHE DU PROBLEME

Vue d'ensemble du chapitre

Le deuxième chapitre contient cinq sections. La première traite exclusivement de la maximalisation du coefficient alpha de Cronbach par la pondération des variables de l'échelle homogène. En outre, nous verrons que l'analyse en composantes principales correspond à la solution recherchée. Il est intéressant de connaître la valeur maximum que peut atteindre le coefficient alpha parce que cette valeur pourra être confrontée avec d'autres coefficients alpha qui occuperont une place importante dans notre étude de l'imprévisibilité.

Dans la deuxième section, on retrouve les éléments essentiels de notre approche de l'imprévisibilité. C'est à ce moment que l'on traite plus spécifiquement de l'ajustement des scores pour leur degré d'imprévisibilité.

La matrice des scores ajustés sera appelée "matrice des scores prédits". Même si l'usage que nous faisons de cette matrice semble innovateur, cette dernière a déjà été proposée dans un autre contexte. La troisième section aura donc comme fonction d'ajouter quelques commentaires sur la matrice des scores prédits.

La quatrième section permettra de présenter les avantages et les caractéristiques d'une analyse en composantes principales qui est effectuée à partir de la matrice des corrélations entre les scores ajustés pour leur degré d'imprévisibilité.

Enfin, la dernière section du chapitre propose une façon d'obtenir un indice d'imprévisibilité pour un patron individuel.

a) Maximalisation du coefficient alpha par pondération

Le psychométricien peut tenter d'augmenter la valeur du coefficient alpha associé à une échelle homogène en pondérant les variables impliquées. Il est aisé d'admettre qu'il doit absolument exister une série de poids qui, à coup sûr, vont permettre de maximiser le coefficient alpha. Des chercheurs se sont penchés sur ce problème et en sont venus à proposer une méthode d'analyse factorielle vouée à la maximalisation de l'indice alpha (Kaiser et Caffrey, 1965). Leur méthode porte d'ailleurs le nom d'analyse factorielle alpha. Cette approche conduit, comme c'est toujours le cas, à plusieurs facteurs. Le premier d'entre eux devait fournir les poids à attribuer aux variables d'une échelle de façon à maximiser le coefficient alpha. L'analyse factorielle alpha a été proposée en 1965 et depuis on en parle dans de nombreux ouvrages sur l'analyse factorielle. Les auteurs se contentent généralement d'adapter l'exposé de Kaiser et Caffrey (1965). Mentionnons que des auteurs comme Harman (1976) et Mulaik (1972) abondent dans le même sens que Kaiser et Caffrey.

Notre cheminement nous a cependant permis de constater que l'objectif poursuivi par l'analyse factorielle alpha n'était en fait pas atteint par celle-ci mais plutôt par l'analyse en composantes principales.

Notons que nous ne sommes pas les seuls à avoir détecté cette impasse de l'analyse factorielle alpha. En effet, un chercheur de l'Université d'Indiana, Vernon L. Greene (1978) semble avoir fait une constatation allant dans le même sens que nous. Nous reviendrons plus loin à la démonstration de Greene de façon à permettre au lecteur d'en saisir le caractère remarquable et instructif.

Nous allons d'abord consacrer quelques pages à la démonstration de l'impasse de l'analyse factorielle alpha en tant que moyen pour maximiser le coefficient alpha.

En termes d'algèbre matricielle, l'échelle homogène peut prendre la forme suivante :

$$ {}_{n}Y_{1} = {}_{n}Z_{p}\ {}_{p}W_{1} \qquad (2.1) $$

où ${}_{n}Y_{1}$ représente le vecteur des scores à l'échelle résultant d'une combinaison linéaire des p variables ;

${}_{n}Z_{p}$ représente la matrice des scores-types; chaque ligne correspond à un sujet (n lignes) et chaque colonne correspond à une variable (p colonnes) ;

${}_{p}W_{1}$ représente le vecteur des poids à attribuer à chacune des p variables .

Le problème de maximalisation qui nous intéresse ici consiste essentiellement à trouver une solution pour le vecteur w qui permettra d'obtenir un coefficient alpha maximum.

Ici, la formule qui devrait servir pour l'obtention du coefficient alpha correspond à l'équation 1.10 que nous rappelons ici :

$$ \alpha = \frac{p}{p-1}\left[\frac{\sum_{\substack{i=1 \\ (i\neq j)}}^{p}\sum_{j=1}^{p} w_i\, w_j\, r_{ij}}{Var(Y)} \right] \qquad (2.2) $$

Rappelons également la formule 1.6 qui décrit la composition de la variance des scores Y dans un tel cas :

$$ Var(Y) = \sum_{i=1}^{p} w_i^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ (i\neq j)}}^{p}\sum_{j=1}^{p} w_i\, w_j\, r_{ij} \qquad (2.3) $$

Il est possible d'obtenir le coefficient alpha sans utiliser l'équation 2.2 en profitant du fait que la proportion de la variance des scores Y associée aux éléments de covariance peut être obtenue par soustraction. Ainsi, en utilisant (1.6), l'équation suivante peut être considérée :

$$ \alpha = \frac{p}{p-1}\left[1 - \frac{\sum_{i=1}^{p} w_i^2}{Var(Y)} \right] \qquad (2.4) $$

Nous poursuivons notre exposé avec l'équation 2.4 parce qu'elle permet plus simplement d'arriver à bon port.

Dans un premier temps, définissons le coefficient alpha en termes d'algèbre matricielle; en d'autres mots, donnons une forme matricielle aux deux quantités suivantes :

$$\text{Var}(Y) \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^{p} w_i^2 \ .$$

Le lecteur déjà initié à l'utilisation de l'algèbre matricielle en statistique voit que la variance des scores Y , c'est-à-dire Var(Y) , est une fonction des éléments de la matrice de dispersion qui peut aisément être calculée avec l'équation suivante (Tatsuoka, 1971) :

$$\text{Var}(Y) = {}_1w'_p \; {}_pR_p \; {}_pw_1 \qquad (2.5)$$

où R désigne la matrice de corrélations entre les p variables qui composent l'échelle homogène .

Pour ce qui est de la composante du numérateur de 2.4 qui représente la somme des p poids élevés au carré, la présentation matricielle est également fort simple: il suffit de pré-multiplier le vecteur w par sa transposée.

Ainsi, le coefficient alpha peut être défini de la façon suivante en termes d'algèbre matricielle :

$$\alpha = \frac{p}{p-1} \left(1 - \frac{w'w}{w' R w} \right) \qquad (2.6)$$

En voulant maximiser cette expression sans poser de restriction sur les poids, on se rendrait compte qu'il n'existe pas de solution unique à ce problème. Ce dernier sera aisément contourné en donnant une valeur fixe et arbitraire pour w'w . Nous fixons cette valeur à l'unité;

il s'agit d'une pratique courante en analyse multivariée qui consiste à fixer la longueur d'un vecteur à l'unité. En tenant compte de cette restriction, le coefficient alpha peut être exprimé de la façon suivante :

$$\alpha = \frac{p}{p-1}\left[1 - \frac{1}{w' R w}\right] \qquad (2.7)$$

Cette dernière équation permet de voir que le coefficient alpha atteindra sa valeur maximum lorsque (w' R w) sera maximisé. Il faut voir qu'il s'agit là essentiellement du même problème de maximalisation de variance que celui qui est posé dans le cas de l'analyse en composantes principales. Le problème de maximalisation du coefficient alpha par pondération peut donc être ramené à un problème de maximalisation de variance tout à fait identique à celui posé dans le cas de l'analyse en composantes principales.

La solution recherchée pour w est donc bien connue, et correspond au vecteur propre associé à la plus grande racine propre provenant de la matrice de corrélations.

Puisque l'analyse factorielle alpha donne des résultats différents de l'analyse en composantes principales même au niveau du premier facteur et puisque le problème de maximalisation qui nous intéresse ne peut évidemment pas accepter plus d'une solution, il devient clair que l'analyse factorielle alpha est dans une impasse lorsqu'il s'agit de maximiser le coefficient alpha.

Non seulement le premier vecteur propre correspond-il à la solution recherchée mais il est aussi possible d'établir un lien direct entre la valeur d'une racine propre et le coefficient alpha. En effet, la variance d'une composante principale est égale à la valeur de la racine propre concernée.

L'équation 2.7 peut donc être modifiée en conséquence. Ainsi, la relation qui existe entre la première racine propre et le coefficient alpha maximum pouvant être obtenu peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\alpha_{max.} = \frac{p}{p-1}\left[1 - \frac{1}{\lambda_1}\right] \qquad (2.8)$$

où $\alpha_{max.}$ représente la valeur maximum que peut prendre le coefficient alpha en pondérant les variables ;

λ_1 représente la première racine propre provenant d'une analyse en composantes principales réalisée à partir de la matrice de corrélations .

Revenons brièvement aux travaux de Vernon L. Greene (1978) mentionnés précédemment. Celui-ci a montré que l'analyse factorielle alpha et l'analyse factorielle de Rao cherchaient à maximiser deux critères différents dont le produit algébrique conduit au coefficient alpha maximum que permet bel et bien d'obtenir l'analyse en composantes principales. En d'autres mots, sous des prétextes de nature psychométrique, deux méthodes ont fait des détours fallacieux et leurs erreurs cumulées permettent d'entrevoir la véritable solution, c'est-à-dire l'analyse en composantes principales.

b) L'imprévisibilité des scores à l'échelle homogène et la consistance interne

Notre approche, comme nous l'avons mentionné à plusieurs reprises, met l'accent essentiellement sur l'imprévisibilité des scores qui composent le patron d'un individu.

La mesure du degré d'imprévisibilité de chaque score contenu dans un patron est effectuée en utilisant la régression multiple linéaire. Plus précisément, chaque score de chaque individu est prédit à partir de tous les autres scores disponibles. Ainsi, dans le cas d'une échelle comportant dix variables, un score peut être prédit en s'aidant de neuf variables.

L'échelle homogène étant essentiellement basée sur la présence d'inter-corrélations entre les variables qui la composent, il devrait être possible de prédire avec certains succès le score à chaque variable de l'échelle à partir des autres variables.

La régression multiple permet de calculer un score prédit en se basant sur une combinaison linéaire de plusieurs variables. L'erreur de prédiction, souvent désignée par le terme résidu, correspond à la différence entre le score observé et le score prédit à l'aide de l'équation de régression. Le résidu permet d'une part de savoir si le score observé est plus élevé ou plus faible que le score prédit et d'autre part d'évaluer l'importance de l'erreur de prédiction. Nous avons déjà dit que chaque score impliqué dans le calcul du coefficient alpha sera associé à un degré d'imprévisibilité; soulignons maintenant que l'erreur de prédiction agira à titre de degré d'imprévisibilité.

Grosso modo, plus le patron d'un individu contient des scores difficilement prévisibles en tenant compte de tous les autres scores disponibles, plus nous pensons que le patron considéré comme un tout est susceptible de venir affaiblir le coefficient alpha.

Dans notre esprit, le fait qu'un score soit associé à un résidu important ne signifie pas nécessairement que l'information contenue dans ce score n'est pas fiable. Nous nous limitons à considérer qu'un résidu élevé signifie que le score observé est imprévisible, avait peu de chances d'être observé. Il s'agit jusqu'ici d'une interprétation classique du résidu. Nous savons par ailleurs que les résidus élevés n'ont pas tendance à être associés à une corrélation multiple élevée. En d'autres mots, il est possible de croire que le rejet des individus qui conduisent à des résidus élevés permettrait une augmentation de la corrélation multiple.

Il est aussi permis, croyons nous, d'ajouter que l'individu auquel est associé un résidu important n'est également pas de nature à avoir contribué à des corrélations simples élevées entre la variable dépendante concernée et les variables indépendantes prises une à une. Le coefficient alpha étant basé sur la présence de corrélations simples entre plusieurs variables, il devient plausible d'établir un lien entre l'observation de résidus élevés et un affaiblissement du coefficient alpha. Ce lien joue un rôle déterminant dans cette étude.

A l'occasion de cette recherche, nous nous limitons au cas où le score à l'échelle homogène provient de l'addition simple de plusieurs scores-types; il s'agit du cas où par défaut chaque variable reçoit a priori la même importance

Si l'échelle contient p variables, cela signifie automatiquement l'application de p équations de régression. Ce problème d'apparence complexe peut être aisément défini en termes d'algèbre matricielle mais définissons d'abord quelques termes :

- n : le nombre de sujets ;
- p : le nombre de variables contenues dans l'échelle ;
- ${}_nZ_p$: la matrice des scores-types observés composée de n lignes et de p colonnes ;
- ${}_pB_p$: la matrice des poids à donner à chaque score-type pour prédire le score-type à une variable à partir des (p-1) autres variables; chaque colonne de B correspond à une équation de prédiction et contient les coefficients de régression standardisés associés à la prédiction de la variable concernée ;
- ${}_nP_p$: la matrice des scores prédits .

La matrice des scores prédits est donc le résultat de la multiplication des matrices Z et B , c'est-à-dire :

$$ {}_{n}P_{p} = {}_{n}Z_{p} \; {}_{p}B_{p} \qquad (2.9) $$

Mentionnons que la diagonale principale de la matrice B ne doit contenir que des 0 puisque chaque variable ne doit évidemment pas servir à se prédire elle-même.

Chaque colonne de la matrice P représente ce que nous appellerons une variable prédite. Puisqu'une telle variable résulte d'une combinaison linéaire de scores-types et en vertu de l'équation 1.5 , chaque variable prédite a une moyenne de 0 . Pour ce qui est de la variance, elle dépend directement de la corrélation multiple au carré qui a été obtenue au niveau de cette variable. En fait, la corrélation multiple au carré peut être interprétée comme la proportion de variance commune entre une variable dépendante et plusieurs variables dites indépendantes. (Draper and Smith, 1966) Ici la variable dépendante étant un score-type avec variance de 1 , la variance d'une variable prédite sera égale à la corrélation multiple au carré (Van de Geer, 1971, page 111) :

$$ \text{Var}(\hat{Y}) = R^2 \; \text{Var}(Y) \qquad (2.10) $$

$$ \text{ici Var}(Y) = 1, \text{ donc } \text{Var}(\hat{Y}) = R^2 \qquad (2.11) $$

Lors de l'obtention de la matrice des scores prédits (P) , chaque score-type est en quelque sorte ajusté pour son degré d'imprévisibilité. Cet ajustement peut être exprimé comme suit :

$$ z_{ij} - p_{ij} = e_{ij} \quad \text{donc} \quad p_{ij} = z_{ij} - e_{ij} \qquad (2.12) $$

où z_{ij} représente le score-type de l'individu i à la variable j ;
p_{ij} représente le score prédit correspondant ;
e_{ij} représente le résidu .

L'obtention d'un score prédit correspond à un ajustement qui varie selon les individus ; tantôt le score sera abaissé, tantôt il sera rehaussé. L'ajustement variera également d'une variable à l'autre selon l'importance de la corrélation multiple qui lui est associée. Il faut bien voir que chaque score de chacun des individus sera ajusté c'est-à-dire remplacé par un score prédit. Notre attention porte principalement sur l'effet d'un tel ajustement sur la valeur du coefficient alpha. En effet, rappelons que le premier objectif de cette étude est de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur du coefficient alpha.

Cette vérification jouera certes un rôle déterminant. La différence sensible entre le coefficient alpha associé aux scores-types originaux et celui qui sera associé aux scores prédits est en quelque sorte un préalable pour l'obtention d'un indice d'imprévisibilité pour l'ensemble du patron. L'imprévisibilité doit occuper une place importante si l'on veut envisager la possibilité d'étudier les différences individuelles en regard de celle-ci.

Le score prédit d'un sujet à une variable n'est pas en soi considéré comme plus fiable que le score-type observé correspondant. Nous considérons par ailleurs que l'écart entre les deux scores n'est pas de nature à avoir favorisé une corrélation multiple élevée ni des corrélations simples élevées. Le coefficient alpha étant basé sur les corrélations simples, nous avons pensé qu'une correction de chaque score qui serait équivalente à l'importance du résidu devrait permettre une augmentation du coefficient de consistance interne.

Il devient même plausible de croire que certains sujets auront de façon globale des résidus faibles alors que d'autres sujets auront de façon globale des résidus élevés. C'est seulement si tel est le cas qu'il devient intéressant de chercher à mesurer l'imprévisibilité au niveau de chaque patron de scores considéré comme formant un tout dans un contexte d'échelle homogène.

c) Commentaires sur la matrice des scores prédits

Le lecteur aura pu constater que l'obtention de la matrice des scores prédits nécessite autant d'équations de régression multiple que l'échelle contient de variables. En fait, chaque variable agit tantôt comme variable dépendante et tantôt comme variable indépendante. Le lecteur peu familier avec les différentes méthodes d'analyse factorielle pourrait penser qu'une telle pratique est viciée au point de départ puisque chaque problème de régression n'est pas vraiment indépendant des autres.

Il est donc important de montrer qu'un tel usage de la régression multiple linéaire n'innove en rien. En effet, de façon courante en analyse factorielle classique (Harman, 1976 ; Mulaik, 1972 ; Nie, 1975) , les éléments de la diagonale principale de la matrice de corrélations sont remplacés par des estimés des communautés, qui sont en fait les mêmes corrélations multiples au carré que celles existant dans le cas de l'obtention de la matrice des scores prédits. La corrélation multiple au carré, c'est-à-dire la proportion de la variance d'une variable qui est expliquée par les autres variables en cause, semble la quantité la plus utilisée comme estimé de la communauté initiale. Elle représente en fait le coefficient de détermination d'une variable .

L'usage de la régression multiple qui a été envisagé dans le paragraphe précédent ne fait entrer en ligne de compte que la corrélation multiple au carré pour chacune des variables de l'échelle homogène. Il existe cependant une méthode d'analyse factorielle appelée "partial-image analysis" (Mulaik, 1972 ; Guttman, 1953), qui non seulement implique le calcul des corrélations multiples mais qui va jusqu'à l'obtention de la matrice des scores prédits telle que nous la connaissons dans la présente étude. L'analyse pour identifier les différents facteurs est alors conduite à partir de la matrice de dispersion correspondant à la matrice des scores prédits.

Notre étude a certes des préoccupations qui s'éloignent des objectifs traditionnels de l'analyse factorielle. Néanmoins, il est intéressant de constater que la matrice des scores prédits a déjà suscité l'intérêt d'autres chercheurs. L'analyse de type "partial-image analysis" se distingue de l'analyse factorielle classique même dans le cas où les communautés initiales sont des corrélations multiples élevées au carré. Dans le cas de l'analyse factorielle "partial-image", tous les éléments de la matrice de base sont modifiés, et non seulement ceux de la diagonale. Cette analyse est donc effectuée à partir d'une matrice de dispersion particulière et non plus à partir d'une matrice de corrélations réduite ou ajustée.

Nous sommes conscients de l'interdépendance qui existe entre les équations de régression multiple qui conduisent à la matrice des scores prédits. Compte tenu des fins que nous poursuivions, soit l'ajustement pour l'imprévisibilité, nous n'y avons vu aucun inconvénient. Cette section aura également permis au lecteur de se rappeler qu'au fond, il s'agit d'une pratique qui n'innove en rien en soi mais qu'au contraire, il s'agit d'une pratique largement rencontrée, qui ne semble l'objet d'aucune contre-indication sérieuse.

d) Analyse en composantes principales à partir des scores prédits

La présente section n'est pas vraiment requise pour une bonne compréhension de la suite de notre exposé. Nous avons tout simplement pensé que l'occasion était excellente pour promouvoir une approche de l'analyse factorielle intimement liée à notre objectif lors de l'obtention de la matrice des scores prédits, soit l'ajustement des scores-types originaux pour leur degré d'imprévisibilité.

Il serait en effet possible de réaliser une analyse en composantes principales à partir de la matrice des corrélations entre les scores prédits. Une telle analyse comporterait les avantages et caractéristiques suivants :

1- Chaque variable recevrait initialement la même importance, l'analyse ayant comme point de départ une matrice de corrélations conventionnelle.

2- Chaque composante principale ainsi obtenue présenterait un lien étroit avec le concept de coefficient de consistance interne. Il serait notamment possible de calculer le coefficient de consistance interne maximum pouvant être obtenu à partir des scores prédits.

3- Chaque variable originale serait véritablement ajustée pour sa part de spécificité telle qu'elle peut être calculée selon le critère habituel des moindres carrés.

4- L'obtention des scores factoriels est aussi simple que dans le cas de l'analyse en composantes principales à partir du moment où les équations de régression ont été appliquées.

5- Seule la matrice des corrélations entre les scores prédits peut prétendre vraiment ajuster les variables pour leur degré de spécificité. Ce n'est pas le cas de l'analyse factorielle classique même si les communautés initiales choisies peuvent être des corrélations multiples au carré.

La littérature fait une distinction majeure entre l'analyse factorielle classique (common factor analysis) et l'analyse en composantes principales. Les facteurs extraits de l'analyse en composantes principales ont comme objectif de décomposer toute la variance observée sans distinguer les proportions de variance commune et spécifique. L'analyse en composantes principales opère à partir d'une matrice de corrélations ordinaire. De son côté, l'analyse factorielle classique se propose d'extraire des facteurs qui ont comme objectif de décomposer la variance dite commune. Pour ce faire, elle opère habituellement à partir d'une matrice de corrélations modifiée ou réduite; la communauté de chaque variable est d'abord estimée puis placée dans la diagonale de la matrice de corrélations. C'est à partir d'une telle matrice que peut débuter l'analyse factorielle proprement dite.

Plus souvent qu'autrement, les communautés initiales sont estimées à partir des corrélations multiples au carré pour chaque variable prédite à partir de toutes les autres variables de l'analyse. La communauté est un terme important de l'analyse puisqu'elle a comme rôle de déterminer la proportion de la variance d'une variable qui sera à expliquer par la totalité des facteurs extraits. Pour les fins du présent exposé, nous nous limiterons à discuter du cas où les communautés initiales sont des corrélations multiples au carré.

L'utilisation des communautés n'a pas vraiment comme effet d'épurer les variables pour leur degré de spécificité. Elle a plutôt pour effet de déterminer à priori l'importance de chaque variable au terme de l'analyse. Une variable dont la communauté est relativement faible recevra des coefficients de saturation (loadings) généralement plus faibles qu'une variable ayant une communauté relativement élevée.

L'analyse en composantes principales réalisée à partir des corrélations entre les scores prédits aurait comme avantage de vraiment décomposer la variance des variables épurées pour leur degré de spécificité et c'est ce que nous entendons mettre en lumière dans les paragraphes qui suivent.

Les principales méthodes d'analyse factorielle conduisent essentiellement à des poids que l'on associe aux variables avant de former des combinaisons linéaires qui donneront des scores à un certain nombre de facteurs. L'aboutissement n'est en fait que l'application de poids à des variables. Il est facile de voir que ces poids associés à chacune des variables signifient que les scores de tous les individus à une variable seront modifiés de façon uniforme c'est-à-dire qu'ils ne seront que multipliés par une constante qui sera la même pour tous les individus. Cette modification est tout à fait identique pour tous les sujets; or, nous savons très bien que la contribution d'un individu à la spécificité d'une variable est dans les faits fort variable. Si tel n'était pas le cas, pourquoi parlerions-nous de variance des résidus ?

Une analyse factorielle qui veut prétendre fonctionner à partir de variables corrigées pour leur degré respectif de spécificité peut aboutir à des poids uniformes pour tous les individus à la seule condition que ces poids soient appliqués non pas aux scores originaux mais plutôt aux scores prédits eux-mêmes. C'est précisément ce qui nous rend favorables à une analyse en composantes principales à partir des corrélations entre les scores prédits. De plus, le fait de fonctionner à partir d'une véritable matrice de corrélations permet d'accorder a priori une importance égale à chaque variable, ce qui n'est pas le cas de l'analyse factorielle classique ni de l'analyse "partial-image analysis" mentionnée précédemment qui fonctionne à partir de la matrice de dispersion correspondant à la matrice des scores prédits.

Nous avons déjà vu que l'analyse en composantes principales à partir des corrélations entre les scores originaux permettait de maximiser le coefficient de consistance interne alpha. Cette limite supérieure tient, bien sûr, uniquement dans un contexte de maximalisation par pondération. Nous avons par la suite mentionné que nous nous attendions à ce que le coefficient de consistance interne soit substantiellement plus élevé lorsque calculé à partir de la matrice des corrélations entre les scores prédits. Une analyse en composantes principales exécutée à partir de cette dernière matrice conduirait à un nouveau coefficient de consistance interne passablement intéressant et bien accessible. L'analyse en composantes principales conduirait à une première racine propre qui elle

peut être ramenée à un coefficient de consistance interne. Celui-ci devrait, selon toute logique, être sensiblement plus élevé que celui provenant de l'analyse en composantes principales effectuée à partir des corrélations entre les scores originaux. La première racine propre devrait être plus élevée dans le deuxième cas. Pour ce qui est des autres composantes, il ne saurait être question de faire une prédiction systématique; il est cependant loisible de croire que la structure factorielle est plus claire lorsqu'elle provient d'une matrice de données réellement épurées.

Jusqu'ici nous avons mentionné plusieurs modalités de calcul pour l'obtention d'un coefficient de consistance interne. A ce stade-ci, nous avons cru judicieux de présenter dans le tableau 2.1 les quatre principaux coefficients auxquels nous devrons fréquemment référer par la suite.

TABLEAU 2.1 : PRINCIPAUX COEFFICIENTS DE CONSISTANCE INTERNE

SYMBOLE	MATRICE CONSIDEREE POUR LE CALCUL
α_z	Calculé à partir de la matrice de corrélations entre les scores observés.
$\alpha_{z_{max.}}$	Calculé à partir des poids suggérés par une analyse en composantes principales effectuée sur la matrice de corrélations entre les scores originaux.
α_p	Calculé à partir de la matrice de corrélations entre les scores prédits.
$\alpha_{p_{max.}}$	Calculé à partir des poids suggérés par une analyse en composantes principales effectuée sur la matrice de corrélations entre les scores prédits.

e) Opérationalisation d'un indice d'imprévisibilité

Généralement, le score d'un sujet à une échelle homogène provient de l'addition de ses p scores-types originaux. Lors de l'obtention de la matrice des scores prédits, tous les scores-types de chaque sujet ont en quelque sorte été ajustés pour leur degré d'imprévisibilité.

Nous avons déjà mentionné que nous nous attendions à ce que le coefficient alpha provenant des scores prédits soit plus élevé que celui provenant des scores-types originaux. Dans le même esprit, nous croyons donc que l'écart pour un sujet entre la somme de ses scores-types prédits et la somme de ses scores-types originaux est une variable significative en regard du coefficient alpha. C'est précisément cet écart entre les deux sommes qui est proposé comme indice d'imprévisibilité Nous entendons faire ressortir lors d'expériences avec des données numériques réelles que cette différence est une variable présentant des différences individuelles significatives en regard de l'homogénéité d'une échelle.

Pour un patron donné de scores, l'indice d'imprévisibilité peut être obtenu à l'aide de l'équation suivante :

$$I = \left| \left(\Sigma z_i - \Sigma \hat{z}_i \right) \right| \qquad (2.13)$$

où I désigne l'indice d'imprévisibilité d'un sujet ;
z_i désigne son score-type original à la variable i ;
$\hat{z}_i$ désigne son score-type prédit à la variable i .

Evidemment, l'indice d'imprévisibilité pourrait également être obtenu de la façon suivante, puisqu'il correspond à la somme des résidus mise en valeur absolue :

$$I = \left| \Sigma \left(z_i - \hat{z}_i \right) \right| \qquad (2.14)$$

Le lecteur peut voir que le signe des résidus intervient dans le calcul de l'indice d'imprévisibilité. Habituellement, le signe du résidu n'est pas considéré lorsqu'il s'agit d'évaluer l'importance d'une erreur de prédiction. Il est peut-être bon d'illuster pourquoi, ici, il ne serait pas justifié d'agir de la sorte. Considérons un exemple. Si le premier score d'un individu se voit assigner un résidu de .5 alors que son deuxième score se voit assigner un résidu de -.5, nous pouvons dire que les deux scores comportent une erreur de prédiction de même importance et le signe des résidus n'a pas besoin d'être considéré. Rappelons cependant qu'ici, il ne s'agit pas de se limiter à la prévisibilité des scores pris séparément, isolément. Ce qui nous intéresse, c'est une sorte d'erreur totale pour le patron de scores considéré comme formant un tout; l'addition d'un score trop élevé à un score trop bas pourrait très bien donner un total acceptable et puisque c'est ce total à l'échelle qui nous intéresse, il est logique de tenir compte du signe des résidus dans l'obtention de l'indice d'imprévisibilité.

CHAPITRE III : EXPERIENCES REALISEES

a) La validité de l'indice d'imprévisibilité proposé

Le problème de la validité de l'indice d'imprévisibilité en est un qui doit être abordé avec soin. Ce n'est pas tout de pouvoir calculer un indice. En fait, cette recherche demeurerait bien incomplète si elle ne comportait pas de vérifications avec des données numériques réelles.

Il nous fallait identifier un ou plusieurs critères de validité qui demeurent fidèles aux principes de base de notre approche de l'imprévisibilité.

A ce stade-ci, il est peut-être à propos de souligner que nous n'avions pas comme intention de mesurer strictement une tendance à affaiblir la consistance interne bien que l'imprévisibilité soit annoncée comme une variable ayant cet effet.

On pourrait obtenir un indice de la tendance à affecter la valeur du coefficient alpha pour chaque sujet en retirant un sujet à la fois lors du calcul du coefficient alpha. Chaque patron serait retiré un à la fois. Une telle procédure permettrait de voir pour chaque patron ce qui advient du coefficient alpha ; il est plausible de croire que dans près de la moitié des cas, le coefficient serait légèrement accru alors que pour l'autre moitié, on observerait le contraire. Il est évident que nous pourrions ainsi trouver le sujet qui affecte le plus la consistance interne au niveau des scores originaux. Une telle approche de la contribution différentielle de chaque patron à la consistance interne nous apparaitrait cependant viciée. Il serait passablement contradictoire de se servir d'un coefficient alpha calculé sur des scores originaux pour estimer le degré de nuisance de chaque sujet. En d'autres mots, si l'on suppose que chaque sujet restreint plus ou moins le coefficient alpha, il ne peut être question de considérer le coefficient alpha associé aux scores originaux comme critère par excellence pour examiner le comportement de l'indice d'imprévisibilité.

De toute façon, cette étude s'est surtout limitée à considérer l'imprévisibilité ce qui, à raison, peut être vu comme différent de la simple tendance à affecter la valeur du coefficient alpha. Il fallait évaluer le comportement de l'indice d'imprévisibilité en gardant bien à l'esprit la nature de celui-ci, son rationnel, son origine.

Pour étudier la validité de l'indice d'imprévibilité, deux critères seront considérés lors des expériences avec des données numériques réelles. L'un d'eux sera perçu comme de premier ordre parce qu'il correspond au plus haut point à l'essentiel de notre approche de l'imprévisibilité. L'autre critère sera envisagé comme un critère de deuxième ordre parce qu'il comporte des lacunes sérieuses. Ce deuxième critère sera considéré malgré ses faiblesses parce qu'il permet néanmoins d'illustrer la puissance de l'indice d'imprévisibilité.

Le premier critère réside essentiellement dans l'augmentation du coefficient alpha qui devrait être rendue possible grâce à l'ajustement de tous les scores impliqués. En d'autres termes, la validité de l'indice d'imprévisibilité dépend d'abord et avant tout de l'existence d'une différence prononcée entre α_z et α_p. Si cet écart est inexistant ou très peu important, rien ne permettra plus de penser que l'imprévisibilité est une variable significative en regard du coefficient alpha. Si par ailleurs, comme nous le souhaitons, il existe un écart substantiel entre les deux coefficients, l'indice d'imprévisibilité aura par le fait même beaucoup plus de crédibilité. Après tout, cet indice d'imprévisibilité n'est qu'un regroupement des ajustements au niveau de chaque score contenu dans le patron d'un individu.

Comme nous l'avons déjà mentionné, notre analyse de la situation nous amène à considérer un critère de deuxième ordre. Il va s'agir d'étudier le comportement de l'indice d'imprévisibilité dans une situation construite de telle sorte qu'un premier groupe composé de la moitié des sujets dont l'indice d'imprévisibilité est le plus élevé sera comparé à un deuxième groupe composé de l'autre moitié des sujets. Les deux groupes seront comparés au niveau du coefficient alpha associé aux scores-types originaux et au niveau du coefficient alpha associé aux scores prédits.

Cette situation nécessite que nous définissions les quatre coefficients alpha qui suivent :

α_{z_1} calculé à partir des corrélations entre les scores originaux pour la moitié des sujets dont l'indice d'imprévisibilité est le plus élevé (groupe 1) ;

α_{z_2} calculé à partir des corrélations entre les scores originaux pour la moitié des sujets dont l'indice d'imprévisibilité est le moins élevé (groupe 2) ;

α_{p_1} calculé à partir des corrélations entre les scores prédits pour la moitié des sujets dont l'indice d'imprévisibilité est le plus élevé (groupe 1) ;

α_{p_2} calculé à partir des corrélations entre les scores prédits pour la moitié des sujets dont l'indice d'imprévisibilité est le moins élevé (groupe 2) .

Même si, comme nous l'avons mentionné, le coefficient alpha associé à des scores-types originaux n'est pas un excellent critère pour étudier le comportement de l'indice d'imprévisibilité, on devrait s'attendre à un écart sensible entre les deux coefficients alpha associés aux scores originaux. En fait, le premier groupe est composé de la moitié des individus qui présentent le plus d'imprévisibilité ; le coefficient alpha calculé à partir de scores originaux devrait être affaibli.

Au niveau des scores prédits, la situation devrait être différente. Les scores prédits sont en quelque sorte des scores ajustés, desquels on a retiré l'imprévisibilité. On devrait s'attendre à ce que l'écart entre les coefficients associés aux scores prédits soit moins considérable que l'écart entre les deux coefficients associés aux scores originaux. En d'autres mots, il devrait être possible de vérifier l'inéquation suivante :

$$\left| \alpha_{z_2} - \alpha_{z_1} \right| > \left| \alpha_{p_2} - \alpha_{p_1} \right| \qquad (3.1)$$

Cette inéquation résume assez bien le deuxième critère de validité que nous avons jugé bon de considérer.

Les limites liées à ce deuxième critère de validité doivent être identifiées. Premièrement, ce critère accepte de considérer un coefficient alpha calculé sur des scores-types originaux pour évaluer le comportement de l'indice d'imprévisibilité. Deuxièmement, il faut souligner que les équations de prédiction requises pour l'obtention de la matrice des scores prédits et l'indice d'imprévisibilité atteignent leur maximum de puissance lorsque l'ensemble des individus est considéré. Pourtant, les 4 coefficients alpha requis par l'inéquation de validité font abstraction de ce fait; l'ensemble des patrons n'est plus considéré. Que valent les scores prédits pour la moitié d'un groupe ? On comprend mieux cette lacune si on est conscient de la sensibilité des équations de régression aux fluctuations d'échantillonnage. Cette situation pourra faire que même dans le cas des scores prédits, les deux coefficients ne seront pas égaux. Troisièmement, il faut reconnaître que même s'il s'agit d'une pratique courante, la division des sujets en deux groupes est fort arbitraire. Elle a comme conséquence que tous les sujets d'un sous-groupe sont par la suite considérés comme identiques en termes d'imprévisibilité, ce qui n'est évidemment pas le cas.

Malgré ses faiblesses, nous avons retenu ce critère en pensant qu'il pouvait permettre des observations intéressantes de nature à mettre en relief la puissance de l'indice d'imprévisibilité.

Nous avons considéré que s'il était possible de voir lors des expériences avec des données numériques réelles que l'inéquation de validité se vérifiait, cela abonderait dans le sens d'une plus grande validité de l'indice d'imprévisibilité.

b) Fonctions des expériences dans cette étude

Cette étude accorde une importance considérable aux écarts pouvant exister entre plusieurs coefficients de consistance interne calculés selon différentes modalités. Seules des expériences avec des données numériques réelles vont permettre d'évaluer l'importance de ces écarts. Les expériences seront également nécessaires pour étudier la validité de l'indice d'imprévisibilité.

Dans cet esprit, cinq expériences avec des données numériques réelles seront présentées.

Chaque expérience est tout à fait autonome et devrait permettre de répondre aux cinq préoccupations suivantes :

1- Evaluer l'importance de la différence ($\alpha_{z_{max.}} - \alpha_z$)

2- Evaluer l'importance de la différence ($\alpha_p - \alpha_z$)

3- Evaluer l'importance de la différence ($\alpha_p - \alpha_{z_{max.}}$)

4- Evaluer l'importance de la différence ($\alpha_{p_{max.}} - \alpha_{z_{max.}}$)

5- Vérifier l'inéquation de validité déjà proposée :

$$| \alpha_{z_2} - \alpha_{z_1} | > | \alpha_{p_2} - \alpha_{p_1} |$$

La nature et le but de toutes ces comparaisons deviendront plus évidents à la section "f" lorsque nous présenterons les résultats des expériences. Des explications additionnelles seront alors apportées.

c) La différence entre deux coefficients alpha

On aura remarqué ci-dessus qu'à plusieurs reprises, il sera nécessaire d'évaluer l'écart entre deux coefficients alpha. Il est bon de souligner que la simple différence entre deux coefficients n'est peut-être pas le meilleur guide pour évaluer la différence entre deux coefficients alpha. Par exemple, le passage de .60 à .65 n'a pas la même importance que le passage de .70 à .75 . Le lecteur aura vite reconnu un problème courant en psychométrie. La littérature (Magnusson, 1967) suggère pour ce genre de problème un outil susceptible de nous aider ici: il s'agit du facteur de rallongement de Spearman-Brown. Ce facteur de rallongement permet habituellement de déterminer jusqu'à quel point il faudrait, selon toutes probabilités, augmenter le nombre d'items pour obtenir un niveau de précision donné. Ce facteur de rallongement correspond en fait au rapport suivant : le nombre d'items suggéré divisé par le nombre d'items déjà considérés. Le facteur de rallongement a l'avantage principal de tenir compte du niveau initial de consistance interne et fournit par le fait même un indice comparable d'une situation à l'autre. Voilà un instrument de nature à répondre à nos besoins, même s'il a été développé dans un contexte bien différent du nôtre.

Rappelons ici la formule qui permet de calculer le facteur de rallongement :

$$F.R. = \frac{r_{tt_t} \left(1 - r_{tt_i} \right)}{r_{tt_i} \left(1 - r_{tt_t} \right)} \qquad (3.2)$$

où r_{tt_i} désigne habituellement la précision initiale du test ;

r_{tt_t} désigne habituellement la précision terminale du test ;

F.R désigne le rapport suivant :

$$\frac{\text{nombre d'items suggérés}}{\text{nombre d'items déjà considérés}} .$$

d) Déroulement d'une expérience et observations effectuées

Cinq expériences ou vérifications empiriques seront présentées. En fait, il s'agit d'expériences parrallèles puisque la même démarche sera reprise avec cinq ensembles de données différents.

Afin de permettre au lecteur de bien suivre le déroulement d'une expérience ou même de façon à lui permettre de réaliser des vérifications empiriques semblables aux nôtres, nous avons cru bon de présenter en détail le processus d'une expérience.

Auparavant, mentionnons que tous les calculs ont été effectués à partir de fonctions APL que nous avons pour la plupart construites pour les fins de cette recherche. En autant que les matrices étudiées ne comportent pas un grand nombre de lignes ou de colonnes, le système APL s'avère bien efficace pour le genre de manipulations que nous avons eues à effectuer.

Nous avons jusqu'ici distingué 8 coefficients alpha jugés pertinents pour une analyse du phénomène de l'imprévisibilité à partir d'une matrice de données. En guise de rappel, le tableau 3.1 définit ces 8 coefficients et indique le symbole utilisé dorénavant pour désigner chacun d'eux.

Décrivons maintenant le processus à mettre en branle. Comme première étape, la matrice de corrélations entre les scores originaux doit être obtenue; c'est de cette matrice que provient le coefficient α_z .

Pour calculer $\alpha_{z_{max.}}$, une analyse en composantes principales doit être effectuée à partir de la matrice de corrélations entre les scores originaux. Seule la première racine propre est requise pour calculer l'indice alpha correspondant; ce coefficient est obtenu en appliquant l'équation 2.8 .

TABLEAU 3.1 : LEGENDE DES COEFFICIENTS DE CONSISTANCE INTERNE CALCULES POUR CHAQUE EXPERIENCE

SYMBOLE	MATRICE CONSIDEREE POUR LE CALCUL
α_z	Corrélations entre les scores-types originaux .
α_p	Corrélations entre les scores prédits .
$\alpha_{z_{max.}}$	Matrice de dispersion impliquant les poids proposés par une analyse en composantes principales à partir des corrélations entre les scores originaux .
$\alpha_{p_{max.}}$	Matrice de dispersion impliquant les poids proposés par une analyse en composantes principales à partir des corrélations entre les scores prédits .
α_{z_1}	Corrélations entre les scores originaux pour la moitié des sujets ayant l'indice d'imprévisibilité le plus élevé .
α_{z_2}	Corrélations entre les scores originaux pour la moitié des sujets ayant l'indice d'imprévisibilité le moins élevé .
α_{p_1}	Corrélations entre les scores prédits pour la moitié des sujets ayant l'indice d'imprévisibilité le plus élevé .
α_{p_2}	Corrélations entre les scores prédits pour la moitié des sujets ayant l'indice d'imprévisibilité le moins élevé .

Vient ensuite la nécessité d'obtenir la matrice des corrélations entre les scores prédits. Celle-ci sera calculée à partir des scores prédits eux-mêmes puisque ces derniers sont nécessaires pour obtenir l'indice d'imprévisibilité de chaque sujet.

Pour obtenir la matrice des scores prédits, il faut d'abord transformer les scores originaux à chaque variable en scores-types. Ce sont en effet ces scores-types qui seront pondérés selon les poids suggérés par les équations de régression multiple. L'obtention de la matrice B qui sera pré-multipliée par la matrice des scores-types nécessite autant d'équations de régression que l'échelle comporte de variables.

Chaque colonne de la matrice B contient, comme nous l'avons déjà dit, la série des coefficients de régression standardisés correspondant à la prédiction de la variable en cause. L'obtention de la matrice B requiert donc beaucoup de calculs. L'analyse multivariée (Mulaik, 1972, p187) propose cependant une équation d'algèbre matricielle pouvant permettre d'en arriver plus simplement à la matrice B ; cette équation est intéressante en soi et se présente comme suit :

$$B = (I - R^{-1} S^2) \qquad (3.3)$$

où R^{-1} représente l'inverse de la matrice de corrélations entre les scores originaux ;

$S^2 = \left[\text{diag. } R^{-1} \right]^{-1}$;

I est une matrice identité ayant les mêmes dimensions que R .

La matrice P contenant les scores prédits provient de l'application de l'équation 2.9 que nous rappelons ici :

$$_nP_p = {}_nZ_p \; {}_pB_p \qquad (3.4)$$

Les scores prédits étant disponibles, il s'agit de calculer la matrice de corrélations entre ces variables prédites pour être en mesure d'obtenir l'indice α_p .

Nous avons mentionné qu'il pouvait être intéressant d'effectuer une analyse en composantes principales à partir des scores prédits, c'est-à-dire des scores ajustés pour leur degré d'imprévisibilité. Une telle analyse peut conduire à une première racine propre qui, grâce à l'équation 2.8, peut être transformée en indice alpha. Ce quatrième indice alpha sera calculé lors de chaque expérience même s'il n'est pas aussi intimement relié à cette étude que les trois autres.

A ce point, le facteur de rallongement de Spearman-Brown peut être calculé de façon à mieux pouvoir évaluer l'importance de l'écart entre α_z et α_p .

Quant à l'indice d'imprévisibilité pour chaque sujet, son calcul est une opération particulièrement simple. Il correspond à l'application de l'équation 2.13 que nous rappelons ici :

$$I = \left| \sum_{i=1}^{p} z_i - \sum_{i=1}^{p} \hat{z}_i \right| \qquad (3.5)$$

De façon à pouvoir calculer les 4 coefficients alpha référant à une division du groupe de sujets en deux moitiés selon la grandeur de l'indice d'imprévisibilité. Tel que décrit à la section "a" du présent chapitre, les sujets dont l'indice d'imprévisibilité sera le plus élevé seront classés dans le groupe 1 et tous les autres sujets seront classés dans le groupe 2 . Pour chacun des deux groupes, tant pour la matrice des scores originaux que pour la matrice des scores prédits, une matrice de corrélation doit être obtenue. C'est précisément à partir de ces 4 matrices que seront calculés les indices α_{z_1} , α_{z_2} , α_{p_1} et α_{p_2} . Ces indices seront tous nécessaires pour vérifier l'inéquation de validité.

e) Les expériences elles-mêmes :

Pour les cinq expériences, nous avons utilisé cinq matrices de scores dont nous disposions déjà. Trois expériences ont été réalisées à partir d'échelles d'attitude alors que les deux autres partent d'échelles de personnalité.

Les expériences seront dorénavant désignées par les lettres majuscules A, B, C, D et E .

Les expériences A et B ont été faites à partir de l'échelle AFD (Attitude Face à la Drogue); il s'agit d'une échelle d'attitude face à la drogue construite par l'auteur en 1976. L'échelle AFD compte 38 items. Pour les besoins des expériences 2 sous-ensembles de 15 items ont été considérés; on s'assure ainsi de travailler avec des échelles comptant un nombre habituel d'items. Les données pour les expériences A et B proviennent de l'administration de l'échelle complète à 54 étudiants en éducation en 1976.

Les expériences C et D proviennent de l'administration du questionnaire de personnalité 16PF (Sixteen Personality Factors) de Cattell. Ce test a été administré en 1977 dans une situation d'anonymat à 115 étudiants de première année en orientation et en service social à l'Université Laval. Pour l'expérience C, l'échelle A du 16PF a été considérée; il s'agit d'une échelle de personnalité reliée à l'ouverture aux gens. Pour l'expérience D, l'échelle Q4 a été retenue; il s'agit d'une échelle reliée à la tension psychique.

Pour l'expérience E, c'est l'échelle AE (Attitude face aux Etudes) de Romain Rousseau qui a été utilisée (Rousseau, 1970). Il s'agit d'une échelle d'attitude comptant 22 items et construite par Romain Rousseau alors qu'il était professeur à l'Université Laval. Les données retenues pour l'expérience proviennent du projet de recherche A.D.V.P. (Activation du Développement Vocationnel et Professionnel) dirigé par une équipe de professeurs de la Faculté des sciences de l'Education de l'Université Laval. Les scores correspondent aux réponses de 90 garçons de secondaire III , en 1971 .

Le lecteur trouvera dans le tableau 3.2 une description des cinq matrices utilisées pour les expériences. Ce tableau présente pour chacune des expériences le nombre de sujets, le nombre de variables contenues dans l'échelle, la provenance des variables et la valeur du coefficient alpha initial, calculé à partir de la matrice de corrélations.

En appendice A nous avons mis à la disposition du lecteur les 5 matrices de scores elles-mêmes. Quant aux échelles utilisées, nous avons présenté en appendice B l'échelle AE et l'échelle AFD ; pour ce qui est des expériences impliquant le 16PF, le lecteur pourra plus facilement trouver le test et la façon de le corriger.

Enfin, tous les résultats que nous avons jugés essentiels sont contenus dans les tableaux 3.3 et 3.4 . Le tableau 3.3 comporte pour chaque expérience l'indice alpha calculé à partir des corrélations entre les scores originaux et celui qui est calculé à partir des corrélations entre les scores prédits. De plus, ces deux indices sont comparés en utilisant le facteur de rallongement de Spearman-Brown. On trouve également dans ce tableau 3.3 la valeur de la première racine propre et le coefficient alpha correspondant, tant pour la matrice des corrélations entre les scores originaux que pour la matrice des corrélations entre les scores prédits.

De son côté, le tableau 3.4 touche essentiellement la vérification de l'inéquation de validité faisant suite à une division des groupes de sujets en deux moitiés.

TABLEAU 3.2 : DESCRIPTION DES CINQ MATRICES UTILISEES POUR LES EXPERIENCES

EXPERIENCES :	A *	B *	C **	D **	E
Nombre de sujets :	54	54	115	115	90
Nombre de variables :	15	15	10	13	22
Provenance des variables :	AFD 01-15	AFD 16-30	16PF A	16PF Q4	AE
Consistance interne initiale :	.82375	.87413	.52188	.68063	.69192

Remarques :

* Les expériences A et B sont faites avec les mêmes 54 sujets .

** Les expériences C et D sont faites avec les mêmes 115 sujets .

TABLEAU 3.3 : RESULTATS PRINCIPAUX DES CINQ EXPERIENCES

EXPERIENCES :	A	B	C	D	E
α_z	0.82375	0.87413	0.52188	0.68063	0.69192
α_p	0.91653	0.95101	0.85943	0.93027	0.85891
F.R.	2.34950	2.79510	5.60110	6.25980	2.71040
λ_1	4.51040	5.62510	2.00540	2.82390	3.52880
$\alpha_{z_{max.}}$	0.83388	0.88096	0.55705	0.6997	0.75075
λ_1	7.15640	9.04190	4.60880	7.23960	6.75310
$\alpha_{p_{max.}}$	0.92171	0.95293	0.87003	0.93369	0.89249

TABLEAU 3.4 : VERIFICATION DE L'INEQUATION DE VALIDITE

EXPERIENCES :	A	B	C	D	E
α_{z_2}	0.87763	0.92541	0.75563	0.81177	0.79292
α_{z_1}	0.68475	0.72423	< 0	0.10969	0.29404
F.R.	3.3017	4.7239	*	35.002	9.193
α_{p_2}	0.93659	0.96724	0.91394	0.94652	0.88797
α_{p_1}	0.87997	0.91825	0.6517	0.8928	0.77566
$(\alpha_{z_2} - \alpha_{z_1})$	.19288	.20118	**	.70208	.49888
$(\alpha_{p_2} - \alpha_{p_1})$	.05662	.04899	.26224	.05372	.11231

* Un des coefficients alpha étant négatif, il devenait impossible de calculer un facteur de rallongement.

** La différence entre les deux coefficients alpha ne ferait aucun sens ici puisque l'un d'eux est inférieur à zéro .

f) Analyse globale des expériences

Le tableau 3.3 permet de voir que les cinq expériences couvrent une étendue assez vaste au niveau du coefficient alpha initial ; en effet, les coefficients varient de .52 à .87 . Cette variation est intéressante parce qu'elle couvre la majorité des situations susceptibles de se présenter en pratique.

Les expériences seront analysées en regard des cinq fonctions prévues (cf. page 39) ; par la suite nous pourrons ajouter d'autres éléments. Le tableau 3.3 indique que dans tous les cas la pondération des items n'a pas permis d'accroître substantiellement la valeur du coefficient alpha. L'analyse en composantes principales, malgré son rôle de maximalisation, ne propose pas des poids qui conduisent à un coefficient alpha vraiment accru. Cette constatation va directement dans le sens de nos attentes et rejoint certes l'expérience des psychométriciens lorsqu'ils envisagent la pondération des items d'une échelle déjà composée d'un nombre d'items relativement élevé. Le coefficient alpha maximum demeure néanmoins un critère intéressant qui permettra d'évaluer le coefficient alpha calculé à partir des scores prédits.

La deuxième fonction des expériences jouait certes un rôle central. Il s'agissait d'évaluer la différence entre le coefficient de consistance interne calculé à partir des corrélations entre les scores prédits et celui calculé à partir des corrélations entre les scores originaux. Cette vérification rejoint directement le premier critère de validité prévu pour l'indice de vraisemblance. Dans les cinq expériences, l'ajustement des scores pour leur degré d'imprévisibilité a permis une augmentation très substantielle du coefficient alpha. Cinq fois sur cinq, le facteur de rallongement de Spearman-Brown impliquant les deux indices alpha s'est avéré supérieur à 2.3 ; cela peut signifier que pour donner au test la valeur d'alpha observée avec les scores prédits, il faudrait selon toute probabilité au moins en doubler la longueur. Dans le cas de l'expérience D, le facteur de rallongement a même dépassé 6.2 .

La troisième fonction des expériences n'était certes pas la plus importante dans le cadre de cette étude. Néanmoins, nous avons voulu vérifier si l'ajustement des scores pour leur degré d'imprévisibilité pouvait permettre d'atteindre une valeur pour le coefficient alpha qui soit supérieure à la valeur maximum pouvant être atteinte en pondérant les variables de l'échelle homogène. Lors des cinq expériences réalisées ici, la maximalisation par pondération n'ayant eu que bien peu d'effet, il n'est pas surprenant de constater au niveau du tableau 3.3 que l'ajustement pour l'imprévisibilité permet une augmentation supérieure.

La quatrième fonction des expériences touchait la comparaison des coefficients alpha maximisés provenant d'une part des scores originaux et d'autre part des scores prédits. Les expériences ont montré que dans tous les cas le coefficient alpha associé aux scores prédits dépasse largement celui associé aux scores originaux. Cette constatation ne doit pas surprendre compte tenu des résultats décrits un peu plus haut . Par ailleurs, nous avons pensé qu'il était à propos de comparer les racines propres associées aux deux séries d'analyse en composantes principales. La valeur de la première racine propre lorsque divisée par le nombre de variables impliquées dans l'analyse permet de connaître la proportion de la variance expliquée qui est associée à la première composante principale. Cette proportion est habituellement calculée pour chacune des racines propres et permet avantageusement de connaître l'importance relative d'une composante principale. Ici, ce que nous voulions comparer, c'était la proportion de la variance totale étant expliquée par la première composante d'une part dans le cas des scores originaux et d'autre part dans le cas des scores prédits. Le tableau 3.5 présente pour chaque expérience les deux pourcentages de variance expliquée par la première composante et l'écart entre les deux pourcentages. Ce tableau est assez éloquent, permettant de voir que la première composante principale associée aux scores prédits explique au moins 15% de variance de plus et que cet écart peut aller jusqu'à 34% .

TABLEAU 3.5 : POURCENTAGE DE VARIANCE EXPLIQUEE PAR LA PREMIERE COMPOSANTE: SCORES OBSERVES VERSUS SCORES PREDITS

		pourcentage de variance expliquée		
EXPERIENCE	p	SCORES OBSERVES	SCORES PREDITS	GAIN
A	15	30.07	47.71	17.64
B	15	37.50	60.28	22.78
C	10	20.05	46.09	26.04
D	13	21.72	55.69	33.97
E	22	16.04	30.69	14.65

La cinquième fonction concernait la vérification de l'inéquation de validité. Rappelons que nous avions fait de cette inéquation un deuxième critère de validité pour l'indice d'imprévisibilité. Les sujets ont donc été divisés en deux groupes selon la valeur de l'indice d'imprévisibilité et les quatre coefficients alpha ont été obtenus.

Un simple coup d'oeil sur le tableau 3.4 aura déjà permis au lecteur de constater que l'inéquation de validité se vérifie dans les cinq expériences; les résultats sont fort encourageants à ce niveau.

La différence entre les deux coefficients alpha associés aux scores originaux est toujours passablement élevée. Pour évaluer cette différence, nous avons pensé faire appel à nouveau au facteur de rallongement de Spearman-Brown; il ne s'agit certes pas d'un usage habituel puisque l'on compare deux coefficients impliquant les mêmes items en considérant deux groupes distincts de sujets. Le facteur de rallongement suggère néanmoins quelque chose d'intéressant qui mérite, croyons-nous, de retenir l'attention. Il indique jusqu'à quel point le test devrait, selon toutes probabilités, être rallongé de façon à obtenir un coefficient alpha aussi élevé chez le premier groupe qu'on réussit à en obtenir un avec le deuxième groupe. C'est du moins l'interprétation qu'on serait tenté de donner dans le cadre de la théorie classique des tests. L'écart qui existe entre les deux coefficients alpha associés à des scores-types originaux, malgré son caractère un peu vicié, demeure une manifestion importante de l'imprévisibilité. Pour l'expérience C , le facteur de rallongement n'a pas pu être calculé parce que la consistance interne obtenue pour le deuxième groupe s'est avérée inférieure à 0 . Pour les autres expériences, le facteur de rallongement varie entre 3.3017 et 35.002 .

Ce même tableau 3.4 permet aussi de voir que l'écart entre les coefficients des deux groupes est beaucoup moins grand dans le cas des scores prédits que dans le cas des scores originaux. C'est ce qui fait dire que l'inéquation de validité est vérifiée.

L'indice d'imprévisibilité est un chiffre qui n'a pas en soi une grande signification. Malgré tout, puisqu'il s'agit d'un indice nouveau, nous avons pensé que le lecteur aimerait voir à quoi ressemble un indice d'imprévisibilité, savoir quel est le comportement de cette variable dans un cas bien précis. De façon à permettre un tel examen, nous avons préparé le tableau 3.6 . Ce tableau contient en ordre croissant l'indice d'imprévisibilité qui a été calculé pour chacun des sujets lors de l'expérience A . Il est peut-être bon de rappeler que l'échelle alors utilisée jouissait déjà d'un niveau de consistance interne aussi élevé que .82375 . Le tableau 3.6 contient également plusieurs statistiques descriptives concernant les 54 valeurs de l'indice d'imprévisibilité.

Les statistiques descriptives présentées dans le tableau 3.6 devraient permettre au lecteur de mieux saisir le comportement de l'indice d'imprévisibilité dans le cas de l'expérience A . Le rapport maximum/minimum permet de constater que l'indice d'imprévisibilité varie largement dans le cadre de cette expérience. Enfin, il est intéressant de noter que la distribution des 54 valeurs de l'indice d'imprévisibilité est positivement dissymétrique et passablement pointue ou leptokurtique (Dupuis, 1978, chap. 6).

TABLEAU 3.6 : L'INDICE D'IMPREVISIBILITE DANS LE CAS DE L'EXPERIENCE A

Indices ordonnés des 54 sujets impliqués :

0.019	1.009
0.022	1.024
0.030	1.113
0.140	1.193
0.144	1.217
0.151	1.448
0.173	1.483
0.181	1.484
0.220	1.576
0.224	1.604
0.260	1.632
0.267	1.642
0.292	1.728
0.295	1.789
0.298	2.210
0.362	2.343
0.368	2.516
0.409	2.873
0.460	3.872
0.476	3.951
0.508	
0.515	
0.542	
0.575	
0.608	
0.611	
0.628	
0.686	
0.753	
0.758	
0.789	
0.830	
0.835	
0.847	

Quelques statistiques descriptives:

Moyenne :	0.96317
Variance :	0.79537
Ecart-type :	0.89184
Ecart-moyen :	0.68349
Dissymétrie :	1.57499
Kurtose :	5.41761
Médiane :	0.65737
Minimum :	0.01944
Maximum :	3.95143
$\frac{\text{Maximum}}{\text{Minimum}}$:	203.26286

CHAPITRE IV : CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

a) Principaux éléments à retenir de cette étude

Cette étude a permis de montrer que le degré d'imprévisibilité contenu dans chacun des scores du patron de chacun des individus est un facteur de nature à restreindre sensiblement la valeur du coefficient alpha. Sur le plan individuel, un indice d'imprévisibilité associé au patron de scores considéré comme un tout dans un contexte d'échelle homogène a été proposé et sa validité a pu être vérifiée.

La recherche comportait également deux objectifs secondaires auxquels nous avons malgré tout accordé une importance considérable au niveau du deuxième chapitre parce qu'ils touchaient d'assez près le phénomène de l'imprévisibilité. D'une part, nous avons présenté l'analyse en composantes principales comme étant la seule façon de procéder pour obtenir des poids qui vont permettre de maximiser le coefficient alpha par pondération. D'autre part, cette étude a donné l'occasion de mettre en évidence les avantages et caractéristiques d'une analyse en composantes principales qui serait effectuée à partir d'une matrice de corrélations entre des scores ajustés pour l'imprévisibilité.

Les cinq expériences réalisées avec des données numériques réelles sont venues montrer que la pondération ne semblait pas permettre une augmentation sensible du coefficient alpha de Cronbach. D'autre part, ces mêmes expériences ont permis de constater que l'imprévisibilité était un facteur pouvant venir restreindre considérablement la valeur du coefficient alpha.

Deux critères ont permis d'évaluer la validité de l'indice d'imprévisibilité ; les observations effectuées lors des expériences militent en faveur de la validité de cet indice.

b) Portée de l'étude

L'idée de pouvoir évaluer l'imprévisibilité du résultat d'un individu à une échelle homogène est attrayante, croyons-nous, pour un psychométricien prudent. Il faut cependant reconnaitre que l'indice d'imprévisibilité n'offre pas la possibilité de corriger un score jugé passablement imprévisible. Cet indice, s'il est élevé, ne peut susciter rien de plus mais rien de moins qu'une certaine méfiance à l'égard du score à l'échelle homogène pour l'individu qui est considéré. C'est à ce niveau que nous avons voulu apporter une modeste contribution.

Les expériences ont largement illustré la contribution différentielle de chaque patron de scores à l'homogénéité d'une échelle et plus spécifiquement l'importance remarquable de l'imprévisibilité. Habituellement, l'analyse d'une échelle homogène ne laisse pas entrevoir pareille réalité. On se contente trop souvent d'attirer notre attention sur la valeur du coefficient alpha, sur les corrélations entre les items et le total à l'échelle ou sur d'autres statistiques souvent impertinentes. Pour l'avenir, nous ne pourrions faire autrement que de recommander un examen plus poussé des matrices de scores qui servent à bâtir des échelles homogènes. Un coefficient alpha bien élevé ne semble pas garantir que l'échelle est généralement applicable à tous les individus qui ont permis d'obtenir ce coefficient alpha. Il faudrait chercher à savoir si l'imprévisibilité est une variable ou une dimension importante pour une échelle particulière que l'on s'apprête à proposer comme acceptable.

Au terme de cette étude, nous sommes portés à croire que le domaine de la mesure de l'imprévisibilité ouvre la porte à de nombreuses recherches ultérieures susceptibles de bien servir la psychométrie.

Cette étude comporte quelques limites qui valent la peine d'être mentionnées ici. En premier lieu, il est bon de se rappeler que le nombre d'expériences présentées n'est que de cinq, ce qui ne garantit pas que des résultats aussi concluants vont toujours se reproduire. Le fait

que toutes les expériences aient abondés dans le sens de nos attentes demeure néanmoins prometteur.

D'autre part, pour des raisons pratiques, toutes les expériences ont dû être réalisées en considérant un nombre limité d'individus. Cette situation n'enlève rien, en soi, à la signification des résultats observés. Rien cependant ne permet de savoir si l'indice d'imprévisibilité est une variable très sensible au nombre de sujets ou plutôt aux fluctuations d'échantillonnage.

Ajoutons comme limite que les scores prédits, et par conséquent la mesure de l'imprévisibilité, ont été obtenus à partir du modèle habituel de régression multiple linéaire, centré sur le critère des moindres carrés. Ce choix, presque instinctif, apparaissait justifié compte tenu du fait que le coefficient alpha est lui-même basé sur l'idée de relation linéaire entre des variables. Il n'en demeure pas moins qu'il aurait été possible d'imaginer d'autres procédés de régression pour l'obtention des scores prédits qui seraient demeurés près de l'idée centrale d'imprévisibilité.

Enfin, il faut reconnaitre qu'un indice d'imprévisibilité élevé devrait susciter une certaine méfiance mais que par contre, un indice d'imprévisibilité faible ne doit pas être perçu comme une garantie de confiance. A la limite, même le hasard pourrait conduire à un indice d'imprévisibilité faible.

c) Suggestions pour des recherches ulterieures

Cette étude ouvre peut-être la porte à plusieurs recherches intéresssantes. En fait, nous sommes conscients que cette recherche est plus un point de départ qu'une véritable contribution à un cadre théorique déjà bien établi. C'est certes cette caractéristique qui permet à un grand nombre de questions nouvelles de surgir.

Il serait illusoire, à ce moment, de prétendre être capable de dégager à coup sûr les orientations à prendre pour des recherches ultérieures. Nous allons nous contenter de mentionner quelques possibilités que nous prévoyons enrichissantes.

Notre étude, comme on aura pu le remarquer, s'est limité à des nombres de sujets relativement petits, ce qui n'est pas grave en soi puisque le nombre de sujets n'a pas une influence systématique sur la valeur du coefficient alpha. Ce qu'il serait maintenant intéressant d'étudier, c'est si le fait de prendre un nombre de sujets beaucoup plus grand modifierait la grandeur relative de l'indice d'imprévisibilité de chacun des sujets. En d'autres mots, il serait pertinent d'étudier la stabilité de l'indice d'imprévisibilité en fonction des sujets impliqués dans l'obtention de celui-ci.

Seulement cinq expériences sont présentées dans cette thèse. Il est évidemment beaucoup trop tôt pour émettre certaines considérations très générales relatives au comportement de l'imprévisibilité. Un plus grand nombre d'essais permettra éventuellement d'étudier plus en profondeur le comportement de l'imprévisibilité en fonction de certaines caractéristiques comme le nombre de variables contenues dans l'échelle, le niveau de consistance interne initial, l'effet de la pondération sur le coefficient alpha, la structure factorielle de la matrice de corrélations entre les variables qui composent l'échelle homogène, etc. De telles études aboutireraient possiblement à une meilleure compréhension du phénomène de l'imprévisibilité.

Dans cette étude, nous avons proposé de chercher à mesurer ou à détecter l'imprévisibilité sans pour autant devoir en identifier les causes. Il ne s'agit pas d'une limite mais plutôt du cadre à l'intérieur duquel nous avons délibérément choisi de travailler. En fait, dire qu'il y a imprévisibilité à partir du moment où une variable contenue dans l'échelle ne mesure pas la même chose chez tous les sujets, ce n'est pas une explication psychologique de l'imprévisibilité mais plutôt une manifestation de celle-ci. Nous pensons que l'imprévisibilité est une combinaison de trop d'éléments qui varient grandement en importance d'un individu à l'autre ; en ce sens, une véritable explication de l'imprévisibilité nous semble impossible. Il n'en demeure pas moins que notre étude offre un plan de travail intéressant pour des chercheurs qui voudraient aborder l'épineux problème de l'explication de l'imprévisibilité. Comment peut-on expliquer la variance au niveau de l'indice d'imprévisibilité pour un groupe donné ? Quelles variables extérieures à l'échelle sont en relation avec l'indice d'imprévisibilité ? Est-il possible de trouver de bons facteurs explicatifs de l'imprévisibilité ? Voilà autant de questions qui apparaissent instantanément à partir de la création d'un indice d'imprévisibilité.

Les expériences réalisées ont permis de voir que le fait d'utiliser la matrice des corrélations entre les scores prédits lors d'analyses en composantes principales conduisait à une augmentation sensible de la première racine propre. Il serait maintenant intéressant que d'autres chercheurs se penchent sur l'utilisation de cette méthode dans un véritable contexte d'analyse factorielle, non plus en faisant appel à des situations de construction d'échelles homogènes, mais plutôt en étudiant les relations qui existent à l'intérieur d'un ensemble de variables dans le but de dégager quelques dimensions importantes. Qu'arriverait-il alors des facteurs secondaires ? Qu'arriverait-il du nombre de facteurs et de leur importance relative ? Quelles différences observerait-on par rapport à l'analyse factorielle classique ? L'interprétation devient-elle plus facile lorsque les variables sont véritablement épurées pour leur spécificité ?

Les cinq expériences contenues dans cette étude semblent laisser voir l'importance remarquable de l'imprévisibilité. Bien sûr, l'indice lui-même ne permet pas de trancher les patrons en deux camps, le premier étant composé de ceux qui suscitent la méfiance et le deuxième composé de ceux qui suscitent la confiance. L'indice d'imprévisibilité doit davantage être associé à un continuum comme le score à l'échelle homogène. Il n'en demeure pas moins que dans un contexte pratique, le psychométricien ou l'utilisateur d'une échelle homogène, peut être quelque peu embêté s'il s'agit de prendre une décision à partir de cette information qu'est l'indice d'imprévisibilité. A partir de quel point l'imprévisibilité affecte-t-elle considérablement la valeur du score à l'échelle homogène ? Voilà une question à laquelle nous ne sommes pas en mesure actuellement de répondre mais qui devra retenir l'attention.

Il peut sembler attrayant de pouvoir détecter l'imprévisibilité. Cependant, quand on considère la place importante que semble occuper ce facteur, on est quelque peu troublé. Un degré de consistance interne satisfaisant s'avère souvent un objectif facile à atteindre mais n'est peut-être pas une garantie à toute épreuve. Il faudrait peut-être se fixer un nouvel objectif : celui de construire des échelles psychométriques homogènes ayant un niveau de consistance interne élevé et laissant peu de place à l'imprévisibilité. Le défi est attrayant.

LISTE DE REFERENCES

Draper, Norman ; Smith, Harry
Applied Regression Analysis
John Wiley and Sons, 1966

Dupuis, François A.
Statistique descriptive: principes et applications. Troisième édition.
Les Presses de l'Université Laval, 1978

Edwards, Allen L.
The Measurement of Personality Traits by Scales and Inventories
Holt, Rinehart and Winston, 1970

Greene, Vernon L.
Simultaneous Optimization of Factor Assessibility and Representativeness
Psychometrika, vol. 43, no 2, June 1978, pp. 273-275

Guttman, Louis
Image theory for the structure of quantitative variates.
Psychometrika, 1953, 18, pp. 277-296

Harman, Harry H.
Modern Factor Analysis
The University of Chicago Press, Ltd., 1976, Third Edition.

Kaiser, Henry F. ; Caffrey, John
Alpha Factor Analysis
Psychometrika, vol. 30, no 1, March 1965, pp. 1-14 .

Levine, Michael V. ; Rubin, Donald B.
Measuring the Appropriateness of Multiple-Choice Test Scores
Journal of Educational Statistics, Winter 1979, vol. 4, p.269-290

Lord, Frederic M. ; Novick, Melvin R.
Statistical Theories of Mental Tests Scores
Addisson-Wesley Publishing Company, 1968

Magnusson, David
Test Theory
Addisson-Wesley Publishing Company, 1967

Mulaik, Stanley A.
The Foundations of Factor Analysis
McGraw-Hill Book Company, 1972

Nie, Norman H. et alii.
Statistical Package for the Social Sciences
McGraw-Hill Book Company, 1975. Second Edition.

Nunnally, Jum C.
Psychometric Theory
McGraw-Hill Book Company, 1978. Second Edition.

Rhéaume, Denis
L'analyse discriminante pour étudier et mesurer la dérirabilité sociale au 16PF.
Thèse de maîtrise déposée à l'Ecole des gradués de l'Université Laval, numéro 3545, 1977

Rousseau, Romain
Echelle AE. La mesure de l'attitude vis-à-vis des études
Faculté des sciences de l'Education, Département d'orientation, Université Laval, Québec, 1970

Tatsuoka, Maurice M.
Multivariate Analysis. Techniques for Educational and Psychological Research.
John Wiley and Sons, 1971

Tatsuoka, Maurice M.
Classification Procedures: Profile Similarity.
Institute for Personality and Ability Testing, Champaign, Illinois, 1974.

Timm, Neil H.
Multivariate Analysis with Applications in Education and Psychology
Wadsworth Publishing Company, 1975

Van de Geer, John P.
Introduction to Multivariate Analysis for the Social Sciences.
W.H. Freeman and Company, 1971 .

Wiggins, Jerry S.
Personality and Prediction. Principles of Personality Assessment.
Addisson-Wesley, 1973.

APPENDICE A : MATRICES DE DONNEES UTILISEES POUR LES EXPERIENCES

Commentaire : Les scores contenus dans toutes ces matrices correspondent au nombre de points alloués à l'individu compte tenu de sa réponse.

EXPERIENCE A

		A													
4	4	5	5	5	4	3	5	4	2	3	4	2	4	5	
2	2	2	4	5	4	1	4	4	3	4	3	2	4	5	
1	1	1	2	4	2	1	2	2	2	1	2	4	4	3	
1	1	2	1	4	3	3	2	1	1	1	2	1	1	1	
2	3	1	3	5	3	2	2	3	3	2	1	1	3	5	
2	3	4	5	4	4	4	3	4	2	2	3	2	2	4	
2	2	3	2	4	4	3	4	3	2	4	3	2	3	4	
1	1	1	1	4	3	3	4	1	4	1	1	1	2	4	
2	2	2	4	5	4	3	4	2	2	4	2	1	2	4	
1	1	2	1	3	2	3	1	1	2	1	2	1	2	3	
1	3	4	1	5	1	1	2	4	1	3	4	1	1	4	
4	4	5	5	4	4	3	5	4	2	3	4	2	4	5	
2	2	4	4	5	2	3	4	3	2	4	3	3	3	5	
4	3	3	5	4	3	4	4	3	2	2	3	2	2	4	
2	2	4	4	5	5	3	5	3	5	4	5	2	3	5	
4	4	4	5	5	4	4	4	4	4	4	4	5	5	4	
1	1	4	2	4	3	3	4	3	2	4	4	3	2	4	
1	1	3	2	5	4	1	4	4	2	4	2	2	3	5	
2	2	2	4	5	2	2	4	4	4	2	2	4	3	5	
2	2	2	2	5	2	3	4	4	3	2	3	2	3	4	
4	2	4	2	5	2	5	3	5	2	4	5	3	2	5	
2	2	3	2	5	4	2	5	3	3	4	4	2	3	5	
1	1	2	2	3	4	2	3	4	3	3	3	1	1	3	
2	5	1	4	5	4	1	2	4	2	4	4	2	3	4	
4	5	2	3	5	2	2	2	4	3	5	5	2	2	3	
2	5	2	4	5	3	3	4	2	4	4	4	4	2	1	
3	2	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	
2	2	4	4	5	4	2	4	4	5	4	4	2	4	5	
2	2	4	3	5	4	2	4	4	1	3	4	3	4	5	
4	4	2	3	1	3	3	2	4	3	3	4	3	3	5	
2	4	2	3	4	4	2	2	4	3	3	4	2	2	3	
2	1	2	1	4	2	3	2	3	1	5	3	2	1	3	
2	2	2	4	4	4	2	4	2	2	4	4	1	2	5	
1	1	3	5	5	5	1	5	5	2	4	2	5	3	5	
2	3	2	4	5	3	3	4	3	2	3	4	2	2	3	
2	2	3	5	5	2	3	2	3	3	3	4	3	3	5	
3	2	4	2	4	3	4	2	3	1	2	2	1	1	5	
1	1	1	5	3	2	1	3	4	2	3	2	1	4	4	
2	1	2	1	5	2	2	3	3	2	3	3	1	2	4	
2	1	2	2	5	3	2	3	1	1	2	2	4	1	2	
1	2	3	2	5	4	2	2	3	2	2	3	2	2	5	
2	1	2	2	5	4	1	5	3	4	2	2	1	2	5	
2	2	2	4	5	4	4	4	4	1	1	3	1	1	5	
1	1	2	2	4	2	3	3	4	2	4	2	1	1	4	
2	1	2	4	4	4	2	2	2	4	2	1	2	5	4	
4	1	4	3	4	3	4	4	4	2	3	4	3	3	4	
2	2	4	5	5	3	4	4	4	3	3	4	2	3	4	
2	1	2	1	5	3	3	3	4	3	3	2	2	2	4	
2	2	3	2	5	3	2	4	3	2	4	4	1	2	4	
2	3	2	2	5	4	3	3	2	2	2	3	2	2	4	
2	2	2	3	5	4	3	5	5	3	5	4	3	2	5	
2	2	4	5	5	5	4	4	4	5	5	4	5	5	5	
3	4	2	5	5	4	4	5	4	3	3	4	3	3	5	
1	1	2	3	4	4	1	3	3	3	2	2	2	3	5	

EXPERIENCE B

B

5	2	4	5	4	5	4	4	4	4	3	4	3	4	4
4	2	4	5	5	4	4	4	2	5	2	4	4	5	4
2	2	2	2	4	3	2	4	2	3	2	3	2	2	3
2	1	2	2	2	2	1	3	1	1	1	2	2	2	1
5	2	1	5	4	4	2	3	2	4	2	4	5	3	4
4	2	2	5	4	4	2	4	3	4	4	3	5	5	4
3	2	3	4	4	2	3	4	3	5	3	3	2	3	4
2	1	2	2	4	1	2	3	2	4	2	2	2	2	3
4	1	2	3	2	2	1	4	2	4	1	3	5	1	3
3	1	1	1	2	1	1	1	1	2	1	1	2	3	1
3	1	1	2	3	2	1	2	3	4	3	4	2	2	4
5	2	4	5	4	5	4	4	4	4	3	4	3	4	4
5	1	4	5	1	4	4	3	4	3	3	4	4	3	4
4	2	3	4	2	3	2	4	3	3	3	5	4	3	2
4	2	5	4	4	4	4	4	4	4	3	4	4	4	5
1	3	4	4	4	5	4	4	4	5	3	4	5	5	5
4	1	2	3	2	3	2	2	1	2	1	5	2	3	2
4	1	2	4	5	4	1	4	1	5	1	5	4	5	3
5	2	4	5	4	4	2	5	3	5	2	4	4	4	3
5	2	3	4	5	4	3	4	3	3	3	4	3	4	4
4	2	4	3	3	4	4	4	4	5	4	3	4	4	4
4	2	3	4	4	4	4	4	3	4	3	4	5	5	3
4	1	1	1	2	2	2	1	1	3	2	5	2	4	3
4	4	4	4	2	2	1	1	1	4	2	4	1	2	2
4	2	5	5	4	4	2	4	2	2	4	4	5	4	5
5	2	4	4	2	5	4	4	3	4	3	4	2	4	4
3	4	4	5	3	4	3	3	3	4	4	4	4	2	4
5	2	5	5	5	4	4	5	2	4	2	5	4	5	4
2	1	3	2	3	4	4	3	2	4	4	5	3	2	4
5	2	5	3	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	3
4	2	3	4	3	2	3	3	2	3	2	4	3	4	3
4	1	2	2	3	2	1	4	2	4	1	3	1	3	2
4	2	4	3	5	2	3	4	2	2	3	4	2	4	3
5	1	4	4	2	5	1	4	1	4	2	5	4	3	1
3	2	4	5	5	3	5	4	3	5	2	4	4	5	4
4	2	3	4	2	4	3	4	4	5	3	4	4	4	4
4	1	2	2	4	2	3	3	2	2	2	5	2	4	2
4	2	2	4	2	2	2	3	2	3	2	2	3	2	2
3	1	3	5	3	2	1	4	2	5	2	5	5	3	5
4	2	3	3	4	5	4	2	2	4	3	4	4	3	4
5	2	3	3	4	4	2	4	3	4	2	4	4	4	4
5	2	3	4	4	5	2	4	2	5	3	5	4	5	3
3	2	3	3	2	3	4	1	4	3	4	5	1	4	3
4	1	2	1	2	2	3	4	4	4	2	4	1	3	4
4	2	1	3	5	3	2	4	1	2	2	4	2	4	3
5	4	4	4	4	4	4	4	4	5	4	5	3	4	4
5	1	3	4	5	5	2	4	4	4	4	5	3	2	3
4	2	1	3	4	2	3	2	3	3	2	3	2	4	3
4	2	2	1	4	4	2	4	2	3	3	3	3	3	3
3	2	4	3	2	2	3	3	3	4	3	4	4	3	4
5	3	5	5	2	4	1	3	3	5	3	3	4	4	5
4	3	4	5	5	5	5	5	2	5	5	3	5	5	5
4	3	4	3	4	4	3	3	3	5	3	5	4	4	5
3	2	2	3	4	3	2	3	1	5	3	3	4	4	4

EXPERIENCE C (DEBUT)

2	2	2	2	2	2	2	2	2	1
2	2	2	2	2	0	2	2	2	2
2	0	2	0	0	1	2	2	2	0
2	0	2	2	2	2	0	2	0	0
2	0	1	2	1	0	1	0	0	1
2	2	1	2	2	2	1	0	2	2
2	0	2	0	0	0	1	0	0	0
0	0	2	0	0	0	2	0	0	0
2	1	2	2	0	2	0	2	1	0
0	2	1	1	0	0	2	2	0	0
1	1	2	2	1	2	1	1	0	0
2	0	2	2	0	2	2	2	0	0
2	2	2	0	0	0	0	0	1	0
0	0	2	0	0	0	0	2	2	1
2	0	2	2	2	2	2	2	0	0
2	2	2	2	0	2	2	0	2	0
2	2	2	2	0	2	2	2	2	0
2	0	2	0	0	2	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	0	2	2	0
2	2	2	2	0	2	0	2	0	0
2	0	2	2	1	0	2	2	0	1
2	2	2	2	1	2	1	2	0	1
2	1	1	2	1	1	0	2	2	0
2	2	2	2	2	0	1	2	2	0
2	0	2	2	1	0	0	2	2	1
2	1	1	2	1	2	2	2	0	0
0	2	2	2	1	2	2	2	2	2
2	0	2	1	1	1	1	0	0	1
2	0	0	0	1	1	2	0	0	0
2	2	0	1	2	0	2	2	0	0
0	0	2	2	1	0	0	2	0	0
1	2	2	2	2	0	1	2	0	1
2	2	2	2	0	1	1	0	0	0
2	2	2	2	2	2	2	0	0	2
2	0	2	1	0	0	1	0	0	0
2	0	2	0	1	0	1	2	0	1
2	2	2	2	0	2	0	0	0	2
2	0	2	0	0	2	0	0	0	0
2	0	1	2	2	1	1	2	0	0
2	2	2	2	0	2	1	2	0	2
2	0	2	0	1	0	1	0	0	1
2	2	2	2	2	2	0	0	0	0
1	2	2	2	2	2	0	0	2	0
2	0	2	2	1	2	1	0	0	1
2	0	2	2	2	0	0	0	0	0
2	0	2	2	0	2	0	0	0	2
2	0	2	2	1	0	0	2	0	2
2	1	0	2	1	2	0	0	0	0
0	0	2	2	2	0	2	2	0	2
2	2	2	2	0	0	2	2	0	0
2	2	2	2	0	2	2	0	2	2
2	2	2	2	1	2	0	2	2	2
0	0	2	0	2	2	1	0	1	1
2	2	2	2	1	1	0	0	0	0
0	0	2	2	2	0	0	2	0	0
2	2	1	2	1	2	1	0	0	0
0	0	2	0	1	0	2	2	0	2
0	0	2	2	0	2	2	0	0	0

EXPERIENCE C (SUITE ET FIN)

2	0	1	2	0	1	2	2	1	0
1	1	2	2	2	0	1	0	1	1
2	1	1	2	1	0	1	2	0	1
2	0	2	2	1	2	2	2	1	1
2	1	2	1	1	1	0	1	0	0
2	0	2	2	1	0	0	2	1	0
0	0	2	2	0	2	0	2	0	0
2	2	2	2	0	0	2	2	0	2
1	1	2	2	0	0	0	0	0	0
0	0	2	2	2	0	2	0	0	0
0	0	1	2	0	0	1	0	0	0
2	0	2	2	0	2	1	0	0	0
2	0	2	2	0	2	0	0	2	2
2	2	0	2	2	2	0	2	0	0
0	0	1	2	0	0	1	0	0	1
0	2	2	2	2	0	0	2	2	0
1	2	2	2	1	0	1	2	0	1
2	2	2	0	1	0	2	0	2	0
0	0	2	2	0	1	1	2	2	0
2	0	2	0	1	2	1	2	0	1
0	0	2	2	0	2	1	0	1	1
1	1	0	2	0	0	0	0	2	0
0	2	2	0	2	0	2	2	1	0
2	2	2	2	1	2	2	2	2	0
1	1	2	2	1	0	1	2	0	0
2	2	2	2	2	2	2	0	2	2
2	2	2	2	1	2	2	2	2	1
1	0	2	2	1	0	1	0	1	1
2	1	2	2	1	0	1	1	2	0
2	0	2	2	0	2	2	0	2	2
2	2	2	0	1	0	1	2	1	1
2	2	2	2	1	2	2	2	1	1
2	0	2	0	2	2	2	0	0	0
2	2	2	2	0	2	2	1	1	0
2	2	2	2	2	2	1	2	2	2
2	2	2	2	0	2	1	1	0	0
0	0	1	2	2	0	0	0	0	2
1	0	2	2	1	2	0	2	2	1
1	1	2	2	0	2	1	2	0	1
2	0	2	2	2	2	2	2	0	0
2	0	2	0	0	0	2	0	0	1
2	2	2	2	1	2	2	2	2	1
2	0	2	2	2	0	0	2	0	0
2	2	0	2	2	2	0	2	0	0
0	0	2	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	0	2
2	2	2	2	0	2	2	2	2	2
0	2	2	2	0	2	2	2	2	2
2	0	2	0	0	2	0	0	0	0
2	2	2	2	1	2	2	2	2	1
2	0	2	2	2	2	0	0	0	0
2	0	2	2	1	2	0	2	0	0
2	2	2	2	1	2	1	2	0	1
2	2	2	2	0	0	2	0	0	0
2	2	2	2	2	2	1	2	0	1
2	2	2	2	1	2	0	0	1	0
1	0	2	2	0	2	0	0	0	0

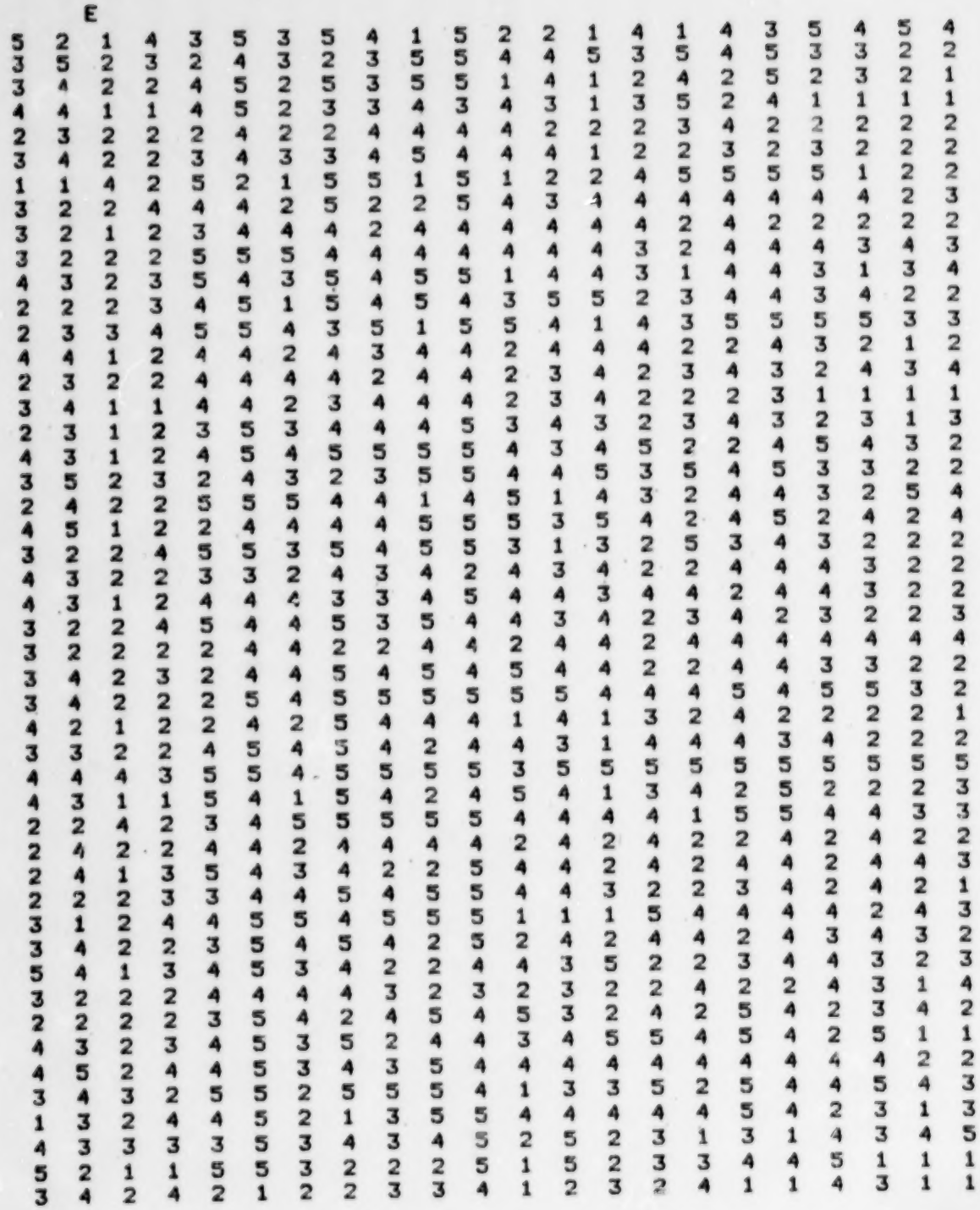
EXPERIENCE D (DEBUT)

1	2	1	1	1	2	1	2	0	1	1	2	1
1	0	1	2	1	0	2	1	1	1	1	0	1
2	1	1	0	0	1	2	2	2	1	1	2	1
0	0	2	2	1	1	2	0	1	0	1	2	1
1	1	2	0	0	2	1	2	2	1	1	1	1
1	0	1	0	1	0	2	2	2	2	1	2	1
2	2	2	2	2	2	1	2	0	1	0	2	1
1	0	1	2	1	0	0	2	2	1	1	2	1
1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0	2	1
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	1	0	0	1	2	1	2	1	0	2	0
1	0	2	0	0	0	2	0	1	1	1	0	1
1	0	0	0	0	0	2	0	1	0	1	2	1
2	2	2	0	0	2	1	0	2	1	2	2	1
2	0	2	2	1	1	1	1	0	1	1	2	1
0	0	2	0	0	0	2	1	0	0	1	0	1
0	2	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1
1	0	0	0	0	2	2	1	2	0	1	0	1
0	2	2	0	2	2	1	2	2	1	1	2	1
1	0	0	0	2	0	2	0	1	1	1	2	1
1	2	1	0	2	2	2	0	1	1	1	2	1
2	2	0	2	2	2	2	2	2	1	0	0	1
2	1	2	0	2	2	1	0	1	1	0	2	1
1	0	2	0	0	2	0	0	0	0	0	2	1
1	1	1	0	2	2	2	2	1	1	0	0	1
1	0	2	0	0	0	0	0	2	1	1	0	1
1	0	1	0	0	0	1	0	2	0	1	1	1
0	1	2	0	0	2	1	0	2	2	2	2	1
1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1
2	2	2	0	0	2	2	0	0	2	0	2	1
1	1	0	1	1	2	2	1	1	1	0	2	1
1	1	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1
1	0	0	0	0	2	0	0	2	1	0	2	1
1	2	2	0	1	2	0	0	0	0	1	1	1
1	0	1	2	0	1	1	0	1	0	1	1	1
2	1	1	0	0	2	2	2	1	2	1	1	1
2	0	1	0	0	0	2	2	0	1	0	2	0
1	0	0	0	1	1	2	2	1	0	1	2	1
2	1	2	0	1	1	2	0	2	1	1	1	1
0	0	0	0	2	0	1	0	2	0	0	2	1
1	0	2	0	0	2	1	2	2	0	1	2	1
2	2	0	0	2	2	1	1	2	1	2	2	1
2	2	1	0	0	2	0	0	2	2	1	0	1
2	0	2	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0
1	0	2	0	2	0	0	0	2	0	1	0	1
0	1	1	0	2	1	2	1	1	1	1	2	1
1	1	0	0	2	0	2	2	2	0	1	2	1
1	0	0	2	0	0	1	2	1	0	1	2	1
1	2	1	0	1	1	2	1	1	1	1	2	1
0	0	1	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	2	2	0	0	1	1	1
1	2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1
1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	2	1
2	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1
1	1	0	0	0	2	2	0	2	0	0	2	1
0	0	2	0	1	0	1	1	0	0	0	2	1
2	2	2	0	2	0	2	2	2	1	1	2	1
2	1	1	0	2	0	2	1	2	1	0	1	1

EXPERIENCE D (SUITE ET FIN)

1	2	2	0	2	0	2	0	2	1	1	2	0
0	0	0	0	1	2	1	0	0	1	1	0	1
2	2	2	2	2	2	2	0	2	1	1	2	1
1	0	0	0	1	2	1	0	1	0	1	1	1
1	1	2	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	1
0	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	0	2	1
1	0	0	2	0	0	2	0	0	0	1	0	1
2	2	2	1	2	2	1	0	2	1	2	2	1
1	1	1	0	2	1	2	2	2	1	1	2	1
1	0	2	2	0	0	1	0	1	0	2	2	1
1	2	2	2	2	2	2	2	2	0	1	2	0
1	2	1	1	1	2	2	1	1	1	2	1	2
1	0	1	0	2	0	2	0	0	0	1	1	1
0	0	2	1	2	2	2	0	0	0	1	2	1
2	2	2	2	2	1	2	0	1	2	1	2	2
1	2	2	1	0	0	2	2	2	0	1	2	1
2	2	2	2	0	2	2	2	2	0	0	2	2
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
1	2	1	0	2	2	2	1	2	1	2	2	1
1	2	0	0	0	2	0	0	2	1	2	2	1
0	0	2	0	1	2	2	0	2	0	2	0	1
2	0	0	0	0	0	2	0	1	0	1	2	1
1	2	2	2	1	0	1	0	1	2	0	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	1
2	2	2	0	0	2	1	0	2	1	2	1	2
2	2	2	0	0	0	2	0	2	0	1	2	2
1	2	2	2	2	2	1	2	1	1	2	2	2
2	1	0	0	1	2	2	2	2	1	1	2	1
0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	1	0	1
1	0	2	2	1	1	2	2	2	0	2	1	1
2	1	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0
2	2	2	0	0	0	2	2	2	0	1	2	2
1	0	1	2	0	0	1	1	0	1	1	2	1
2	2	0	0	2	1	1	0	2	1	1	1	1
2	2	1	0	1	2	0	0	1	0	1	2	1
1	2	2	0	0	2	0	0	2	0	0	1	1
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
1	1	2	0	0	0	2	1	0	1	0	1	1
0	2	2	0	1	2	2	0	0	0	2	2	0
1	1	1	0	1	0	2	0	2	0	1	2	1
2	2	1	0	1	2	2	2	1	1	1	2	1
1	0	2	0	0	1	2	1	1	1	1	2	1
2	2	2	2	2	0	2	0	2	2	2	0	0
0	1	1	0	0	1	2	0	0	1	1	2	1
2	2	1	0	0	2	2	2	2	1	1	2	1
1	0	0	0	2	2	2	1	2	2	1	2	1
0	2	2	0	1	2	2	0	0	2	1	2	2
2	1	0	0	1	0	2	2	0	0	0	2	1
1	0	0	0	2	1	1	0	0	0	0	1	1
1	0	1	0	2	0	0	1	0	0	1	1	1
2	2	2	0	0	1	1	0	2	0	0	1	1
0	2	2	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
2	0	0	0	0	2	2	0	2	2	1	0	1
2	1	1	2	0	2	2	1	2	2	2	0	0
2	0	0	2	0	2	0	0	0	2	1	2	2

EXPERIENCE E (DEBUT)



EXPERIENCE E (SUITE ET FIN)

3	5	3	4	5	5	4	4	4	4	5	2	2	3	2	3	4	4	4	4	3	4
3	4	2	4	3	5	3	4	5	5	5	4	5	4	4	5	4	4	2	3	3	2
1	3	2	2	2	4	2	4	2	2	4	1	2	2	3	3	1	2	1	2	1	1
4	4	2	3	3	4	4	4	4	5	5	2	5	3	1	4	5	5	2	3	1	1
3	5	3	3	5	5	2	5	2	5	5	1	3	5	4	2	4	5	4	3	4	3
3	4	1	1	4	4	5	3	2	3	4	4	3	3	4	5	5	4	5	1	1	4
2	4	1	4	2	4	4	2	4	4	4	4	4	2	3	2	4	4	2	4	2	4
3	3	2	2	4	5	4	4	3	2	4	2	5	3	4	2	4	2	3	3	2	2
5	5	1	2	5	5	3	5	1	3	4	3	4	3	2	5	4	1	2	3	2	4
3	4	2	3	3	4	3	4	3	4	4	3	2	2	4	3	2	3	3	4	2	3
2	3	2	2	4	4	4	2	3	4	5	1	2	5	5	5	4	4	1	1	2	2
4	4	1	1	2	5	3	5	4	4	4	3	4	4	2	4	5	3	2	4	1	1
1	2	1	3	2	4	3	4	4	4	4	3	3	2	4	3	2	3	4	2	2	2
3	4	1	2	3	4	2	4	3	4	4	4	4	2	4	3	3	4	2	2	2	2
5	5	1	2	2	5	3	4	2	3	5	4	2	3	3	3	4	5	2	1	1	1
5	5	2	4	3	5	3	4	3	3	5	3	5	3	3	5	3	4	3	4	4	3
5	5	3	4	5	5	4	5	3	5	5	4	4	3	4	5	2	5	5	3	2	1
4	3	2	3	4	5	3	4	4	5	5	3	1	3	5	1	3	3	3	4	2	3
4	4	1	4	4	5	3	4	3	5	5	3	2	2	3	1	2	2	1	2	3	1
5	1	1	3	3	5	2	5	2	2	5	1	1	2	5	1	5	5	1	2	2	1
4	4	1	2	3	4	2	4	4	4	4	4	2	2	2	4	4	5	1	4	2	1
4	4	2	3	5	4	1	4	3	3	4	3	2	3	2	4	3	4	5	4	3	3
3	4	2	2	4	2	2	5	3	4	4	4	4	2	3	3	2	4	2	3	3	3
4	3	2	2	2	4	4	4	4	3	5	5	4	3	2	5	2	4	2	4	2	2
3	4	2	2	4	5	4	4	4	4	4	2	3	3	3	2	4	4	2	4	2	2
2	2	4	4	5	5	4	5	3	1	5	3	4	2	2	1	4	1	2	2	5	5
4	4	2	2	4	5	3	3	4	2	5	4	2	3	3	3	2	4	3	3	3	2
4	4	1	2	1	5	2	1	2	5	5	5	4	4	4	4	5	5	2	1	2	2
3	4	1	4	3	5	4	5	3	4	5	3	2	3	4	5	5	1	3	2	4	3
3	5	2	3	5	5	3	5	4	5	5	1	4	3	4	2	5	3	4	1	1	3
4	3	2	4	5	5	4	5	5	2	5	1	4	1	4	4	1	4	4	4	3	3
2	3	2	4	5	5	4	4	5	4	5	1	5	2	2	2	5	5	4	4	4	4
4	5	2	3	3	5	3	3	4	5	5	1	3	4	4	2	4	5	5	3	4	2
2	1	1	4	3	2	4	2	2	4	5	2	5	2	4	2	2	1	3	4	1	1
4	5	2	3	5	5	3	3	2	5	4	1	3	2	3	2	2	4	3	2	3	4
4	3	3	2	2	4	3	5	3	5	5	4	5	3	5	2	4	5	5	3	4	4
3	3	2	3	4	5	4	4	3	4	4	3	2	3	3	4	3	3	3	3	2	2
3	2	2	4	4	5	3	3	3	4	4	4	3	2	3	2	3	4	2	2	2	1
5	4	2	2	3	5	3	2	3	4	4	1	4	3	3	4	4	3	3	3	2	2
4	5	2	3	4	4	4	5	4	2	5	2	5	4	4	3	5	5	3	3	3	3
1	2	1	2	4	5	2	3	5	4	3	4	2	5	3	3	3	2	3	1	1	1
5	5	1	5	4	5	5	5	1	3	4	1	5	5	4	5	5	5	4	1	1	1

APPENDICE B : LES ECHELLES AE ET AFD

ECHELLE AE

Romain Rousseau

Voici 22 opinions vis-à-vis des études en général. Appréciez chacune de ces opinions en mettant dans la case appropriée sur la feuille de réponses, le chiffre qui correspond le mieux à ce que vous pensez.

A. Je considère que les voyages sont plus instructifs que les études

1: *j'approuve totalement*
2: *j'approuve*
3: *je suis indécis*
4: *je désapprouve*
5: *je désapprouve totalement*

B. L'expérience de la vie peut remplacer les études

1: *j'approuve totalement*
2: *j'approuve*
3: *je suis indécis*
4: *je désapprouve*
5: *je désapprouve totalement*

C. J'aimerais passer toute ma vie à étudier

5: *j'approuve totalement*
4: *j'approuve*
3: *je suis indécis*
2: *je désapprouve*
1: *je désapprouve totalement*

D. En général, les gens aiment étudier

5: *j'approuve totalement*
4: *j'approuve*
3: *je suis indécis*
2: *je désapprouve*
1: *je désapprouve totalement*

E. L'étude satisfait les ambitions et les aspirations de l'homme

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: Je désapprouve totalement

F. Pour réussir dans la vie, il faut étudier

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: je désapprouve totalement

G. Il serait facile de donner aux jeunes le goût des études

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: je désapprouve totalement

H. Je crois que toutes les matières scolaires ont leur raison d'être

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: je désapprouve totalement

I. Il n'y a rien de plus ennuyeux que l'étude

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

J. Les études ne sont pas nécessaires au développement complet de l'homme

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

K. Pour celui qui veut, les études sont intéressantes

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: je désapprouve totalement

L. Le goût ou le dégoût pour l'étude ne se discute pas plus que le goût ou le dégoût pour un aliment

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

M. On accorde trop d'importance aux études

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

N. C'est la minorité qui garde un bon souvenir de leur temps d'étudiant

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

O. L'étude passe bien le temps

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
I: je désapprouve totalement

P. Il n'est pas nécessaire de poursuivre des études pour être considéré dans la société

I: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

Q. On étudie parce qu'on est obligé de le faire

1: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je desapprouve totalement

R. A quoi ça sert tant étudier!

1: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

S. Les études procurent beaucoup de joie

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
1: je désapprouve totalement

T. Le temps consacré à l'étude est pénible

1: j'approuve totalement
2: j'approuve
3: je suis indécis
4: je désapprouve
5: je désapprouve totalement

U. Les plus belles heures sont celles que l'on consacre à l'étude

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
1: je désapprouve totalement

V. Etudier pendant plusieurs années: c'est le plus beau des rêves qu'on puisse faire.

5: j'approuve totalement
4: j'approuve
3: je suis indécis
2: je désapprouve
1: je désapprouve totalement

ECHELLE AE

Romain Rousseau

NOM_____ PRENOM_____ AGE_____

CLASSE OU GROUPE_____ DATE_____

ECOLE_____ REGIONALE_____

En vous référant à l'échelle d'appréciation ci-dessous, encerclez le chiffre qui correspond le mieux à votre degré d'intérêt pour les études en général.

1 2 3 4 5

Pas intéressé(e) Très intéressé(e)

Exemple: Il est plus intéressant de faire des mathématiques que d'étudier les langues

5: *j'approuve totalement*
4: *j'approuve*
3: *je suis indécis*
2: *je désapprouve*
1: *je désapprouve totalement*

Comme *j'approuve totalement* cette opinion, j'ai mis le chiffre 5 dans la case au-dessus de laquelle il est écrit Ex (Ex pour Exemple).

Ex	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
5													

N	O	P	Q	R	S	T	U	V	N'écrivez rien dans ces cases				
									Résultat brut			Score de consistance	

ECHELLE AFD *

Voici 38 opinions à l'égard des drogues en général. Appréciez chacune d'elles en indiquant sur la feuille de réponses le chiffre qui correspond à votre réponse.

Répondre à toutes les questions et ne rien inscrire sur le questionnaire.

5- J'approuve totalement
4- J'approuve
3- Je suis indécis
2- Je désapprouve
1- Je désapprouve totalement

****

01- La drogue favorise l'authenticité.
02- La drogue permet à l'individu de mieux percevoir ce qui se passe autour de lui.
03- Les drogues peuvent favoriser le développement émotif d'une personne.
04- La drogue ne devrait pas être vue comme une fuite de la réalité.
* 05- On devrait emprisonner quiconque est surpris à faire l'usage de drogues.
* 06- La drogue encourage le laisser-aller et la paresse.
07- Les gens qui se droguent sont plus tolérants envers les autres.
* 08- La drogue tue toute ambition chez les jeunes.
09- La drogue favorise la créativité.
* 10- L'usage de la drogue fait perdre une partie des facultés intellectuelles.
11- La drogue peut donner à la vie une saveur nouvelle.
12- La drogue peut favoriser la communication entre des individus.
13- La drogue est un plaisir qui appartient à celui qui sait vivre.
* 14- La drogue nuit à la santé mentale.
* 15- On commence par la drogue et on en vient vite aux orgies.
* 16- Ce sont les gens qui ne sont pas capables de se maîtriser qui se droguent.

Tous droits réservés, Denis Rhéaume, 1976 .

5- J'approuve totalement
4- J'approuve
3- Je suis indécis
2- Je désapprouve
1- Je désapprouve totalement

****

17- Celui qui prend de la drogue est souvent une personne plus évoluée.
18- La drogue pourrait devenir une activité sociale acceptable.
* 19- La drogue est un poison.
* 20- Le drogué a tendance à contaminer les autres.
* 21- La drogue est une façon de refuser la vie.
22- La drogue peut contribuer au bonheur.
* 23- Les gens équilibrés ne se droguent habituellement pas.
24- La drogue peut aider à mieux comprendre les autres.
* 25- Les lois contre les drogues devraient être plus sévères.
26- Les gens qui se droguent ont souvent l'esprit plus ouvert.
* 27- Les gens qui se droguent sont habituellement des asociaux.
* 28- La drogue est un fléau social.
* 29- La drogue est la béquille des faibles.
30- On devrait légaliser l'usage de la drogue.
* 31- Celui qui se drogue a tendance à avoir d'autres vices.
32- La drogue est un moyen de se remettre en question.
33- La drogue peut être un excellent passe-temps.
34- Les drogues permettent de se libérer du quotidien.
* 35- La drogue est un faux moyen d'évasion.
36- La drogue est un moyen de s'épanouir.
* 37- La police est actuellement trop conciliante avec les usagers de drogues.
38- La drogue favorise une meilleure connaissance de soi.

FIN

ECHELLE AFD : FEUILLE DE REPONSES

****

SI DEMANDE: Nom : _____

Sexe: _____ Date de naissance: _____/_____/_____ Age: _____

Occupation: _____ _____

****

01	02	03	04	*05	*06	07	*08	09	*10
11	12	13	*14	*15	*16	17	18	*19	*20
*21	22	*23	24	*25	26	*27	*28	*29	30
*31	32	33	34	*35	36	*37	38	FIN	

****

ESPACE RESERVE

Score total : _____

Pour l'obtention du score total à l'échelle, les 18 items précédés d'un astérisque (*) doivent d'abord être inversés de la façon suivante : 5 devient 1, 4 devient 2, 2 devient 4 et 1 devient 5 . Il s'agit ensuite d'additionner les 38 scores.